

Цель лабораторной работы

Изучение сложных способов подготовки выборки и подбора гиперпараметров на примере метода ближайших соседей.

Задание:

1. Выбрать набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии.
2. С использованием метода `train_test_split` разделить выборку на обучающую и тестовую.
3. Обучить модель ближайших соседей для произвольно заданного гиперпараметра `K`. Оценить качество модели с помощью подходящих для задачи метрик.
4. Построить модель и оценить качество модели с использованием кросс-валидации.
5. Произвести подбор гиперпараметра `K` с использованием `GridSearchCV` и кросс-валидации.

1. Импорт библиотек и данных

```
In [11]: # This Python 3 environment comes with many helpful analytics libraries
         installed
         # It is defined by the kaggle/python Docker image: https://github.com/kaggle/docker-python
         # For example, here's several helpful packages to load

import numpy as np # linear algebra
import pandas as pd # data processing, CSV file I/O (e.g. pd.read_csv)

# Input data files are available in the read-only "../input/" directory
# For example, running this (by clicking run or pressing Shift+Enter) will list all files under the input directory

import os
for dirname, _, filenames in os.walk('/kaggle/input'):
    for filename in filenames:
        print(os.path.join(dirname, filename))

# You can write up to 5GB to the current directory (/kaggle/working/) that gets preserved as output when you create a version using "Save & Run All"
# You can also write temporary files to /kaggle/temp/, but they won't be saved outside of the current session
```

/kaggle/input/red-wine-quality-cortez-et-al-2009/winequality-red.csv

```
In [12]: import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
In [13]: # Импорт датасета
wines = pd.read_csv('/kaggle/input/red-wine-quality-cortez-et-al-2009/winequality-red.csv', sep=",")
```

2. Характеристики и описание датасета

В работе использован датасет *Red wine quality*, который содержит химические характеристики разновидностей португальского вина "Vinho Verde", а также рейтинг вина по совокупности его характеристик.

В датасете представлены следующие признаки:

1. *fixed acidity* - винная кислота, наиболее сильная и самая объёмная, присутствующая в виноградных винах, в значительной степени влияет на эффективную кислотность (pH) этих вин.
2. *volatile acidity* - количество уксусной кислоты в вине, при больших содержаниях может привести к неприятному уксусному вкусу.
3. *citric acid* - лимонная кислота в небольшом количестве может добавить свежести и аромату вину.
4. *residual sugar* - количество сахара, которое остается после окончания брожения, большинство вин содержат хотя бы 1 гр/л, а вина с содержанием сахара больше 45 гр/л считаются сладкими.
5. *chlorides* - количество солей в вине
6. *free sulfur dioxide* - свободная форма SO₂, существующая в равновесном состоянии между молекулярным SO₂ (как растворенный газ) и бисульфит-ионом; она предотвращает развитие микробов и окисление вина
7. *total sulfur dioxide* - количество свободного и связанного SO₂; в низких концентрациях, почти незаметен в вине, но при концентрации свободной формы больше 50 ppm, может отразиться на вкусе вина
8. *density* - плотность воды, зависящая от процента алкоголя и сахара
9. *pH* - водородный показатель, мера силы и концентрации диссоциированных кислот в растворе. Показатель варьируется от 0 (очень кислотный) до 14 (очень щелочной); большинство вин находятся в диапазоне 3-4 по pH шкале
10. *sulphates* - винная добавка, может повлиять на уровни диоксида серы (SO₂), который выступает в роли антиоксиданта
11. *alcohol* - объёма растворённого безводного спирта к объёму всего вина в процентах
12. *quality* - оценка качества вина, рейтинг в диапазоне от 0 до 10.

```
In [14]: # Первые 5 строк датасета
wines.head()
```

Out[14]:

	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

```
In [15]: # Статистические характеристики признаков
wines.describe()
```

Out[15]:

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	
count	1599.000000	1599.000000	1599.000000	1599.000000	1599.000000	1599.000000	1599.000000	1599
mean	8.319637	0.527821	0.270976	2.538806	0.087467	15.874922	46.467792	0
std	1.741096	0.179060	0.194801	1.409928	0.047065	10.460157	32.895324	0
min	4.600000	0.120000	0.000000	0.900000	0.012000	1.000000	6.000000	0
25%	7.100000	0.390000	0.090000	1.900000	0.070000	7.000000	22.000000	0
50%	7.900000	0.520000	0.260000	2.200000	0.079000	14.000000	38.000000	0
75%	9.200000	0.640000	0.420000	2.600000	0.090000	21.000000	62.000000	0
max	15.900000	1.580000	1.000000	15.500000	0.611000	72.000000	289.000000	1

3. Решение задачи регрессии

Для задачи регрессии был выбран целевой признак *total sulfur dioxide*, который является количественным и обладает большой дисперсией.

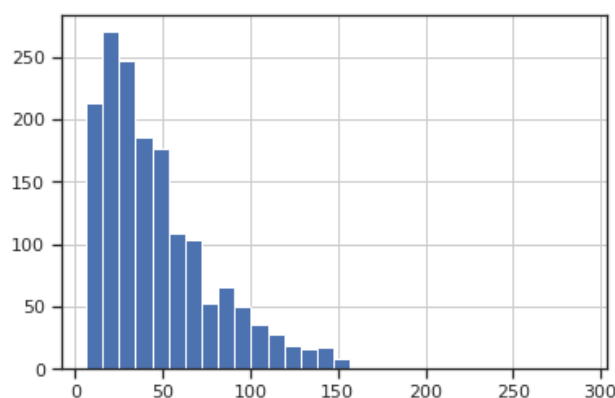
```
In [16]: # Статистические характеристики целевого признака
wines['total sulfur dioxide'].describe()
```

Out[16]:

```
count    1599.000000
mean      46.467792
std       32.895324
min        6.000000
25%       22.000000
50%       38.000000
75%       62.000000
max      289.000000
Name: total sulfur dioxide, dtype: float64
```

```
In [17]: # Гистограмма целевого признака
wines['total sulfur dioxide'].hist(bins=30)
```

Out[17]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f68d94a4450>



3.1 Разделение переменных и выборки

```
In [18]: # Выделяем входные признаки
wines_regr_X = wines.drop('total sulfur dioxide', axis=1).values
wines_regr_X
```

```
Out[18]: array([[ 7.4 ,  0.7 ,  0.   , ...,  0.56 ,  9.4 ,  5.   ],
 [ 7.8 ,  0.88 ,  0.   , ...,  0.68 ,  9.8 ,  5.   ],
 [ 7.8 ,  0.76 ,  0.04 , ...,  0.65 ,  9.8 ,  5.   ],
 ...,
 [ 6.3 ,  0.51 ,  0.13 , ...,  0.75 , 11.   ,  6.   ],
 [ 5.9 ,  0.645,  0.12 , ...,  0.71 , 10.2 ,  5.   ],
 [ 6.   ,  0.31 ,  0.47 , ...,  0.66 , 11.   ,  6.   ]])
```

```
In [19]: # Выделяем целевой признак
wines_regr_Y = wines['total sulfur dioxide']
wines_regr_Y
```

```
Out[19]: 0      34.0
1      67.0
2      54.0
3      60.0
4      34.0
...
1594   44.0
1595   51.0
1596   40.0
1597   44.0
1598   42.0
Name: total sulfur dioxide, Length: 1599, dtype: float64
```

```
In [20]: # Разделение выборки на обучающую и тестовую
from sklearn.model_selection import train_test_split
wines_X_train, wines_X_test, wines_y_train, wines_y_test = train_test_split(
    wines_regr_X, wines_regr_Y, test_size=0.3, random_state=42)
```

3.2 Обучение модели и оценка качества

```
In [21]: # Импорт метрик и knn моделей
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor, KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import precision_score
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, mean_squared_log_error, median_absolute_error, r2_score
```

```
In [22]: # Строим модель 5 ближайших соседей
knn_5 = KNeighborsRegressor(n_neighbors=5)
knn_5.fit(wines_X_train, wines_y_train)
target_train = knn_5.predict(wines_X_train)
target_test = knn_5.predict(wines_X_test)
```

```
In [23]: # Средняя квадратичная ошибка для обучающей и тестовой выборок
mean_squared_error(wines_y_train, target_train), mean_squared_error(wines_y_test, target_test)
```

```
Out[23]: (323.7699106344951, 546.4993125)
```

```
In [24]: # Коэффициент детерминации для обучающей и тестовой выборок
r2_score(wines_y_train, target_train), r2_score(wines_y_test, target_test)
```

```
Out[24]: (0.703085341805602, 0.48368524104442)
```

Как видно из оценки качества, наблюдается явное **переобучение**: модель достаточно хорошо работает на обучающей выборке, но на тестовой показатель заметно ниже.

```
In [25]: # Словарь метрик качества регрессии
scoring = {'mae': 'neg_mean_absolute_error',
           'mse': 'neg_mean_squared_error',
           'r2': 'r2'}
```

3.3 Построение модели и кросс-валидация

```
In [26]: # Импортируем метод для осуществления кросс-валидации
from sklearn.model_selection import cross_validate
```

```
In [27]: # Проводим кросс-валидацию для 5nn
scores = cross_validate(KNeighborsRegressor(n_neighbors=5),
                        wines_regr_X, wines_regr_Y, scoring=scoring,
                        cv=6, return_train_score=True)
scores
```

```
Out[27]: {'fit_time': array([0.00233817, 0.00186515, 0.00180483, 0.00186968, 0.001
5583 ,
        0.00167966]),
         'score_time': array([0.00413656, 0.00344205, 0.00355577, 0.00370526, 0.0
0334764,
        0.00328684]),
         'test_mae': array([-22.20749064, -15.0082397 , -17.54382022, -14.8360902
3,
        -15.42631579, -16.3037594 ]),
         'train_mae': array([-10.97927928, -12.3253003 , -11.98160661, -12.708777
19,
        -12.29677419, -12.02685671]),
         'test_mse': array([-935.36404494, -469.4906367 , -633.51745318, -425.567
74436,
        -672.74834586, -541.17345865]),
         'train_mse': array([-280.01510511, -327.77313063, -313.87388138, -348.64
168042,
        -303.49677419, -326.91687922]),
         'test_r2': array([0.30321343, 0.47160865, 0.47898158, 0.36615809, 0.4501
6106,
        0.40223157]),
         'train_r2': array([0.71919725, 0.70727975, 0.7018721 , 0.69457953, 0.711
77172,
        0.70670668])}}
```

Как видим из результатов кросс-валидации, коэффициент детерминации **существенно выше на обучающей выборке**, чем на тестовой. Проверим, возможно ли улучшить показатели, проведя подбор гиперпараметров.

3.4 Grid Search и кросс-валидация

```
In [28]: # Создаем массив значения гиперпараметра - количества ближайших соседей
n_range = np.array(range(5,55,5))
tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
tuned_parameters
```

```
Out[28]: [{'n_neighbors': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50])}]
```

```
In [29]: # Импортируем GridSearch для подбора гиперпараметров
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
```

```
In [30]: %%time
# Производим подбор гиперпараметра, используя для оценки качества коэффи-
# циент детерминации
# и 6 фолдов для кросс-валидации
grid_search = GridSearchCV(KNeighborsRegressor(), tuned_parameters, refi-
t="r2", cv=6, scoring=scoring["r2"])
grid_search.fit(wines_X_train, wines_y_train)
```

```
CPU times: user 293 ms, sys: 2.41 ms, total: 295 ms
Wall time: 294 ms
```

```
Out[30]: GridSearchCV(cv=6, error_score=nan,
                    estimator=KNeighborsRegressor(algorithm='auto', leaf_size=3
0,
                                                metric='minkowski',
                                                metric_params=None, n_jobs=Non
e,
                                                n_neighbors=5, p=2,
                                                weights='uniform'),
                    iid='deprecated', n_jobs=None,
                    param_grid=[{'n_neighbors': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 3
5, 40, 45, 50])}],
                    pre_dispatch='2*n_jobs', refit='r2', return_train_score=Fals
e,
                    scoring='r2', verbose=0)
```

```
In [31]: # Выводим результаты подбора
grid_search.cv_results_
```

```
Out[31]: {'mean_fit_time': array([0.00140293, 0.0013117 , 0.00137913, 0.0014044 ,
0.00131126,
        0.00144279, 0.00138875, 0.00125456, 0.00135366, 0.00132291]),
'std_fit_time': array([8.53786737e-05, 5.70858038e-05, 2.24344525e-04,
2.30795373e-04,
        6.90337989e-05, 2.99937672e-04, 9.90088391e-05, 6.37034337e-05,
5.61446928e-05, 5.59289650e-05]),
'mean_score_time': array([0.00235506, 0.00230416, 0.00261883, 0.0027097
9, 0.00282339,
        0.0033052 , 0.00339985, 0.00327075, 0.00379737, 0.00363111]),
'std_score_time': array([4.02676638e-04, 9.29521308e-05, 1.69267980e-04,
9.21507256e-05,
        7.65233783e-05, 3.80022986e-04, 3.46365198e-04, 8.27410660e-05,
6.95091702e-04, 1.63983922e-04]),
'param_n_neighbors': masked_array(data=[5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 4
5, 50],
        mask=[False, False, False, False, False, False, False, Fals
e,
        False, False],
        fill_value='?',
        dtype=object),
'params': [{'n_neighbors': 5},
{'n_neighbors': 10},
{'n_neighbors': 15},
{'n_neighbors': 20},
{'n_neighbors': 25},
{'n_neighbors': 30},
{'n_neighbors': 35},
{'n_neighbors': 40},
{'n_neighbors': 45},
{'n_neighbors': 50}],
'split0_test_score': array([0.58998845, 0.56696611, 0.57491507, 0.584843
95, 0.57918924,
        0.58462006, 0.57485082, 0.56241841, 0.5521579 , 0.55391252]),
'split1_test_score': array([0.39968226, 0.47690667, 0.47658825, 0.472611
97, 0.4887098 ,
        0.48722908, 0.50569076, 0.50130399, 0.50670192, 0.51266255]),
'split2_test_score': array([0.54418751, 0.56949468, 0.5753654 , 0.582196
48, 0.5730776 ,
        0.57343969, 0.5606343 , 0.55552831, 0.54987499, 0.53878279]),
'split3_test_score': array([0.49464438, 0.53682231, 0.50754085, 0.513343
05, 0.53074707,
        0.52930463, 0.53092446, 0.52945901, 0.52682854, 0.52104268]),
'split4_test_score': array([0.57097045, 0.5801425 , 0.59593681, 0.598584
03, 0.57751985,
        0.57242662, 0.56611858, 0.56259048, 0.55345479, 0.55027361]),
'split5_test_score': array([0.54345368, 0.51059965, 0.51202998, 0.510820
65, 0.51028727,
        0.50924228, 0.50242663, 0.49276489, 0.48575458, 0.48116685]),
'mean_test_score': array([0.52382112, 0.54015532, 0.54039606, 0.5437333
6, 0.54325514,
        0.54271039, 0.54010759, 0.53401085, 0.52912879, 0.52630684]),
'std_test_score': array([0.06280013, 0.03665976, 0.04369349, 0.04698077,
0.03552754,
        0.03642748, 0.02884936, 0.02851454, 0.02563226, 0.02497874]),
'rank_test_score': array([10, 5, 4, 1, 2, 3, 6, 7, 8, 9], dtype
=int32)}
```

```
In [32]: # Лучшая модель
grid_search.best_estimator_
```

```
Out[32]: KNeighborsRegressor(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
                             metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=20, p=2,
                             weights='uniform')
```

```
In [33]: # Лучшее значение метрики
grid_search.best_score_
```

```
Out[33]: 0.5437333569183064
```

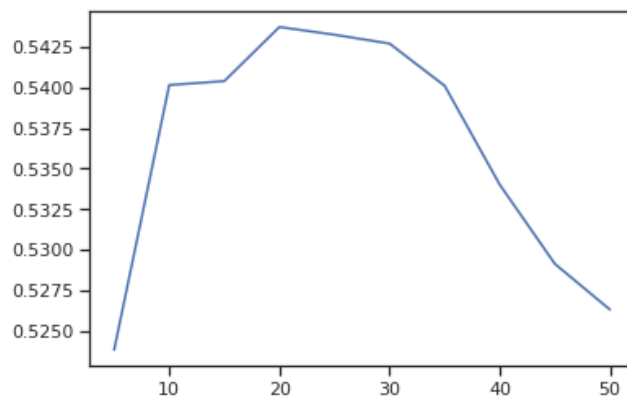
```
In [34]: # Лучшее значение параметров
grid_search.best_params_
```

```
Out[34]: {'n_neighbors': 20}
```

3.5 Оценка и анализ качества итоговой модели

```
In [35]: # Изменение качества на тестовой выборке в зависимости от K-соседей
plt.plot(n_range, grid_search.cv_results_['mean_test_score'])
```

```
Out[35]: [ <matplotlib.lines.Line2D at 0x7f68d14465d0> ]
```



```
In [36]: # Обучение лучшей модели
grid_search.best_estimator_.fit(wines_X_train, wines_y_train)
tuned_target_train = grid_search.best_estimator_.predict(wines_X_train)
tuned_target_test = grid_search.best_estimator_.predict(wines_X_test)
```

```
In [37]: # Новое качество модели, коэффициент детерминации
r2_score(wines_y_train, tuned_target_train), r2_score(wines_y_test, tuned_target_test)
```

```
Out[37]: (0.6013464411712885, 0.492594929478846)
```

```
In [38]: # Качество модели до подбора гиперпараметров, коэффициент детерминации
r2_score(wines_y_train, target_train), r2_score(wines_y_test, target_test)
```

```
Out[38]: (0.703085341805602, 0.48368524104442)
```

Как видно из оценки качества регрессии разница между показателями для тестовой и обучающей выборки сократилась, но все равно показатель на обучающей выборке на 0.1 выше, то есть имеет место переобучение. Также показатель 0.5 свидетельствует о среднем качестве модели в целом.


```

In [39]: # функция для построения кривых обучения
def plot_learning_curve(estimator, title, X, y, ylim=None, cv=None,
                        n_jobs=None, train_sizes=np.linspace(.1, 1.0,
5),scoring=None):
    """
    Generate a simple plot of the test and training learning curve.

    Parameters
    -----
    estimator : object type that implements the "fit" and "predict" meth
ods
        An object of that type which is cloned for each validation.

    title : string
        Title for the chart.

    X : array-like, shape (n_samples, n_features)
        Training vector, where n_samples is the number of samples and
        n_features is the number of features.

    y : array-like, shape (n_samples) or (n_samples, n_features), option
al
        Target relative to X for classification or regression;
        None for unsupervised learning.

    ylim : tuple, shape (ymin, ymax), optional
        Defines minimum and maximum yvalues plotted.

    cv : int, cross-validation generator or an iterable, optional
        Determines the cross-validation splitting strategy.
        Possible inputs for cv are:
        - None, to use the default 3-fold cross-validation,
        - integer, to specify the number of folds.
        - :term:`CV splitter`,
        - An iterable yielding (train, test) splits as arrays of indic
es.

        For integer/None inputs, if ``y`` is binary or multiclass,
        :class:`StratifiedKFold` used. If the estimator is not a classif
ier
        or if ``y`` is neither binary nor multiclass, :class:`KFold` is
        used.

        Refer :ref:`User Guide <cross_validation>` for the various
        cross-validators that can be used here.

    n_jobs : int or None, optional (default=None)
        Number of jobs to run in parallel.
        ``None`` means 1 unless in a :obj:`joblib.parallel_backend` cont
ext.
        ``-1`` means using all processors. See :term:`Glossary <n_jobs>`
        for more details.

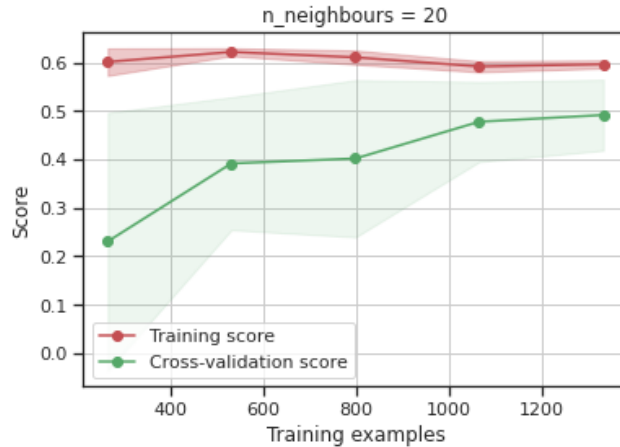
    train_sizes : array-like, shape (n_ticks,), dtype float or int
        Relative or absolute numbers of training examples that will be u
sed to
        generate the learning curve. If the dtype is float, it is regard
ed as a
        fraction of the maximum size of the training set (that is determ
ined
        by the selected validation method), i.e. it has to be within (0,
        1].
        Otherwise it is interpreted as absolute sizes of the training se
ts.
        Note that for classification the number of samples usually have
        to
        be big enough to contain at least one sample from each class.
        (default: np.linspace(0.1, 1.0, 5))

```

```
In [40]: # импортируем кривые
from sklearn.model_selection import learning_curve, validation_curve
```

```
In [41]: # Построение кривой обучения
# Оценка качества - коэффициент детерминации
# 6 фолдов для кросс-валидации
plot_learning_curve(grid_search.best_estimator_, "n_neighbours = "+str(g
rid_search.best_estimator_.n_neighbors),
                    wines_regr_X, wines_regr_Y, cv=6, train_sizes=np.lin
space(.2, 1.0, 5),scoring=scoring['r2'])
```

```
Out[41]: <module 'matplotlib.pyplot' from '/opt/conda/lib/python3.7/site-packages/
matplotlib/pyplot.py'>
```



Как видно из графика кривой обучения требуется использовать значительную часть исходной выборки в качестве обучающей, чтобы получить приемлимую разницу между оценками качества.

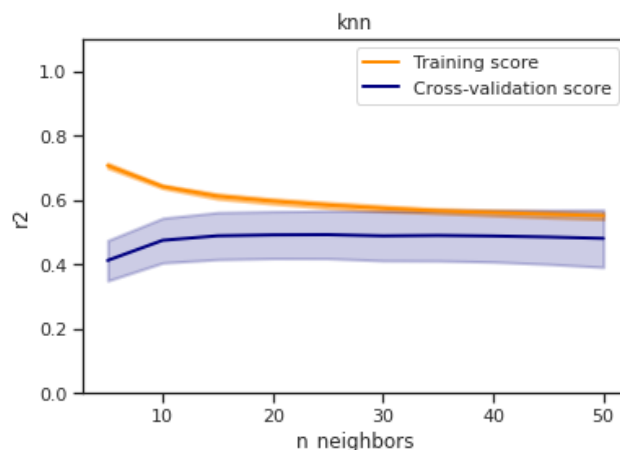
```
In [42]: # функция для построения кривой валидации
def plot_validation_curve(estimator, title, X, y,
                        param_name, param_range, cv,
                        scoring="accuracy"):

    train_scores, test_scores = validation_curve(
        estimator, X, y, param_name=param_name, param_range=param_range,
        cv=cv, scoring=scoring, n_jobs=1)
    train_scores_mean = np.mean(train_scores, axis=1)
    train_scores_std = np.std(train_scores, axis=1)
    test_scores_mean = np.mean(test_scores, axis=1)
    test_scores_std = np.std(test_scores, axis=1)

    plt.title(title)
    plt.xlabel(param_name)
    plt.ylabel(str(scoring))
    plt.ylim(0.0, 1.1)
    lw = 2
    plt.plot(param_range, train_scores_mean, label="Training score",
            color="darkorange", lw=lw)
    plt.fill_between(param_range, train_scores_mean - train_scores_std,
                    train_scores_mean + train_scores_std, alpha=0.4,
                    color="darkorange", lw=lw)
    plt.plot(param_range, test_scores_mean, label="Cross-validation score",
            color="navy", lw=lw)
    plt.fill_between(param_range, test_scores_mean - test_scores_std,
                    test_scores_mean + test_scores_std, alpha=0.2,
                    color="navy", lw=lw)
    plt.legend(loc="best")
    return plt
```

```
In [43]: # Построение кривой валидации
# Оценка качества - коэффициент детерминации
# 6 фолдов для кросс-валидации
plot_validation_curve(grid_search.best_estimator_, 'knn',
                    wines_regr_X, wines_regr_Y,
                    param_name='n_neighbors', param_range=tuned_parameters[0]['n_neighbors'],
                    cv = 6, scoring=scoring['r2'])
```

```
Out[43]: <module 'matplotlib.pyplot' from '/opt/conda/lib/python3.7/site-packages/matplotlib/pyplot.py'>
```



Как видно из кривой валидации, количество соседей = 20 представляет некоторую среднюю точку. При меньших значениях вырастает показатель качества на тренировочной выборке, при этом увеличивается разница между ним и показателем для кросс-валидации. При количестве соседей > 20 разница уменьшается, но оба показателя становятся меньше.

Таким образом, для выбранного целевого признака была решена задачи регрессии. Качество полученной модели среднее, наблюдается переобучение. Благодаря подбору гиперпараметров качество незначительно выросло, но заметно уменьшилось переобучение.

4. Решение задачи классификации

Для задачи классификации был выбран целевой признак *quality*, который является категориальным и имеет неравномерное распределение по группам.

```
In [44]: # Статистические характеристики целевого признака
wines['quality'].describe()
```

```
Out[44]: count      1599.000000
         mean         5.636023
         std          0.807569
         min          3.000000
         25%          5.000000
         50%          6.000000
         75%          6.000000
         max          8.000000
         Name: quality, dtype: float64
```

```
In [45]: # Уникальные значения признака и их количество
wines['quality'].value_counts()
```

```
Out[45]: 5      681
         6      638
         7      199
         4       53
         8       18
         3       10
         Name: quality, dtype: int64
```

4.1 Разделение переменных и выборки

```
In [46]: # Выделяем входные признаки
wines_X = wines.iloc[:, :-1].values
wines_X
```

```
Out[46]: array([[ 7.4 ,  0.7 ,  0.   , ...,  3.51 ,  0.56 ,  9.4 ],
                [ 7.8 ,  0.88 ,  0.   , ...,  3.2 ,  0.68 ,  9.8 ],
                [ 7.8 ,  0.76 ,  0.04 , ...,  3.26 ,  0.65 ,  9.8 ],
                ...,
                [ 6.3 ,  0.51 ,  0.13 , ...,  3.42 ,  0.75 , 11.   ],
                [ 5.9 ,  0.645,  0.12 , ...,  3.57 ,  0.71 , 10.2 ],
                [ 6.   ,  0.31 ,  0.47 , ...,  3.39 ,  0.66 , 11.   ]])
```

```
In [47]: # Выделяем целевой признак
wines_Y = wines.iloc[:, -1].values
wines_Y
```

```
Out[47]: array([5, 5, 5, ..., 6, 5, 6])
```

Для того, чтобы использовать бинарные метрики, преобразуем **целевой признак в бинарный**: Вино хорошее, если качество > 5 (1), иначе вино плохое (0).

```
In [48]: # Преобразуем целевой признак в бинарный
wines_Y=(wines_Y>5).astype(int)
wines_Y
```

```
Out[48]: array([0, 0, 0, ..., 1, 0, 1])
```

```
In [49]: # Разделение выборки на обучающую и тестовую
wines_X_train, wines_X_test, wines_y_train, wines_y_test = train_test_sp
lit(
    wines_X, wines_Y, test_size=0.3, random_state=42)
```

4.2 Обучение модели и оценка качества

```
In [50]: # Строим модель 5 ближайших соседей
knn_5 = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
knn_5.fit(wines_X_train, wines_y_train)
target_train = knn_5.predict(wines_X_train)
target_test = knn_5.predict(wines_X_test)
```

```

In [51]: # Функция вывода метрики Ассигасу для каждого класса признака
from typing import Dict
def accuracy_score_for_classes(
    y_true: np.ndarray,
    y_pred: np.ndarray) -> Dict[int, float]:
    """
    Вычисление метрики ассигасу для каждого класса
    y_true - истинные значения классов
    y_pred - предсказанные значения классов
    Возвращает словарь: ключ - метка класса,
    значение - Ассигасу для данного класса
    """

    # Для удобства фильтрации сформируем Pandas DataFrame
    d = {'t': y_true, 'p': y_pred}
    df = pd.DataFrame(data=d)
    # Метки классов
    classes = np.unique(y_true)
    # Результирующий словарь
    res = dict()
    # Перебор меток классов
    for c in classes:
        # отфильтруем данные, которые соответствуют
        # текущей метке класса в истинных значениях
        temp_dataflt = df[df['t']==c]
        # расчет ассигасу для заданной метки класса
        temp_acc = accuracy_score(
            temp_dataflt['t'].values,
            temp_dataflt['p'].values)
        # сохранение результата в словарь
        res[c] = temp_acc
    return res

def print_accuracy_score_for_classes(
    y_true: np.ndarray,
    y_pred: np.ndarray):
    """
    Вывод метрики ассигасу для каждого класса
    """

    accs = accuracy_score_for_classes(y_true, y_pred)
    if len(accs)>0:
        print('Метка \t Accuracy')
        for i in accs:
            print('{} \t {}'.format(i, accs[i]))

```

```

In [52]: # Вывод метрики Ассигасу для каждого класса целевого признака
print_accuracy_score_for_classes(wines_y_test, target_test)

```

```

Метка    Accuracy
0        0.5774647887323944
1        0.6666666666666666

```

```

In [53]: # Ассигасу для обучающей и тестовой выборки
accuracy_score(wines_y_train, target_train), accuracy_score(wines_y_test, target_test)

```

```

Out[53]: (0.7712243074173369, 0.6270833333333333)

```

```

In [54]: # Импорт функции для вывод основных оценок качества
from sklearn.metrics import classification_report

```

```
In [55]: # Вывод отчета по метрикам классификации
classification_report(wines_y_test, target_test,
                      target_names=["bad wine", "good wine"], output_dict
                      =True)
```

```
Out[55]: {'bad wine': {'precision': 0.5801886792452831,
                        'recall': 0.5774647887323944,
                        'f1-score': 0.5788235294117647,
                        'support': 213},
          'good wine': {'precision': 0.664179104477612,
                        'recall': 0.6666666666666666,
                        'f1-score': 0.6654205607476634,
                        'support': 267},
          'accuracy': 0.6270833333333333,
          'macro avg': {'precision': 0.6221838918614475,
                        'recall': 0.6220657276995305,
                        'f1-score': 0.622122045079714,
                        'support': 480},
          'weighted avg': {'precision': 0.6269083532807661,
                           'recall': 0.6270833333333333,
                           'f1-score': 0.6269931280923584,
                           'support': 480}}
```

Как видно из представленных метрик, модель обладает приемлимым качеством, наблюдается небольшое переобучение, оценки по классу *хорошее вино* несколько выше, чем для класса *плохое вино*.

```
In [56]: # Словарь метрик качества классификации
scoring = {'precision': 'precision_weighted',
           'recall': 'recall_weighted',
           'f1': 'f1_weighted'}
```

4.3 Построение модели и кросс-валидация

```
In [57]: # Проводим кросс-валидацию для 5nn
scores = cross_validate(KNeighborsClassifier(n_neighbors=5),
                        wines_X, wines_Y, scoring=scoring,
                        cv=5, return_train_score=True)

scores
```

```
Out[57]: {'fit_time': array([0.00190496, 0.00161719, 0.00156856, 0.00145626, 0.001
53875]),
          'score_time': array([0.01815939, 0.01679873, 0.01697946, 0.01750898, 0.0
1687765]),
          'test_precision': array([0.66105116, 0.60155351, 0.61546345, 0.54154627,
0.5521097 ]),
          'train_precision': array([0.77548398, 0.76888762, 0.75490694, 0.7840265
8, 0.775      ]),
          'test_recall': array([0.640625 , 0.603125 , 0.615625 , 0.546875 , 0.
55485893]),
          'train_recall': array([0.77482408, 0.76856919, 0.7544957 , 0.78342455,
0.775      ]),
          'test_f1': array([0.63647599, 0.60134019, 0.61553822, 0.53595085, 0.5520
879 ]),
          'train_f1': array([0.77500054, 0.76868139, 0.75463488, 0.78358712, 0.775
])}}
```

Как видим из результатов кросс-валидации, F1-мера **выше на обучающей выборке**, чем на тестовой. Проверим, возможно ли улучшить показатели, проведя подбор гиперпараметров.

4.4 Grid Search и кросс-валидация

```
In [58]: %%time
# Производим подбор гиперпараметра, используя для оценки качества F1-мер
# и 5 фолдов для кросс-валидации
grid_search = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned_parameters, cv=
5, scoring=scoring["f1"])
grid_search.fit(wines_X_train, wines_y_train)

CPU times: user 679 ms, sys: 3.63 ms, total: 682 ms
Wall time: 679 ms

Out[58]: GridSearchCV(cv=5, error_score=nan,
                    estimator=KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=3
0,
                                                    metric='minkowski',
                                                    metric_params=None, n_jobs=No
ne,
                                                    n_neighbors=5, p=2,
                                                    weights='uniform'),
                    iid='deprecated', n_jobs=None,
                    param_grid=[{'n_neighbors': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 3
5, 40, 45, 50])}],
                    pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score=Fals
e,
                    scoring='f1_weighted', verbose=0)
```



```
In [59]: # Выводим результаты подбора
         grid_search.cv_results_
```

```
Out[59]: {'mean_fit_time': array([0.00114136, 0.00106144, 0.00107493, 0.00111647,
0.00105
        , 0.0010891 , 0.00108919, 0.00108385, 0.00108752, 0.00110145]),
'std_fit_time': array([1.13081346e-04, 5.71648009e-05, 4.07796423e-05,
2.86119778e-05,
        2.93101682e-05, 4.02813111e-05, 4.53701473e-05, 3.09757029e-05,
4.09337969e-05, 3.31939631e-05]),
'mean_score_time': array([0.01164165, 0.01117439, 0.01145759, 0.0117166
5, 0.01177049,
        0.01187286, 0.01224384, 0.01244683, 0.01254764, 0.0126287 ]),
'std_score_time': array([0.00096087, 0.00010175, 0.00026222, 0.00014599,
0.00016843,
        0.00025447, 0.00010232, 0.00013199, 0.00028415, 0.00027803]),
'param_n_neighbors': masked_array(data=[5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 4
5, 50],
        mask=[False, False, False, False, False, False, False, Fals
e,
        False, False],
        fill_value='?',
        dtype=object),
'params': [{'n_neighbors': 5},
{'n_neighbors': 10},
{'n_neighbors': 15},
{'n_neighbors': 20},
{'n_neighbors': 25},
{'n_neighbors': 30},
{'n_neighbors': 35},
{'n_neighbors': 40},
{'n_neighbors': 45},
{'n_neighbors': 50}],
'split0_test_score': array([0.62936796, 0.68219473, 0.67880221, 0.696622
24, 0.66525215,
        0.68769936, 0.64672052, 0.63806709, 0.631803 , 0.6241876 ]),
'split1_test_score': array([0.57142857, 0.58840105, 0.60739372, 0.620437
4 , 0.65594032,
        0.63864522, 0.64700371, 0.64739893, 0.64500825, 0.64976382]),
'split2_test_score': array([0.61607143, 0.6412881 , 0.66052421, 0.669880
05, 0.63313551,
        0.68310537, 0.62913048, 0.64722974, 0.63275187, 0.64299978]),
'split3_test_score': array([0.6324577 , 0.64738469, 0.62938286, 0.664918
28, 0.64302809,
        0.63322459, 0.59659991, 0.65111607, 0.62245968, 0.63621507]),
'split4_test_score': array([0.60080027, 0.6772859 , 0.68134438, 0.645811
29, 0.65344856,
        0.66747682, 0.65251677, 0.65301169, 0.67482872, 0.65728098]),
'mean_test_score': array([0.61002519, 0.64731089, 0.65148948, 0.6595338
5, 0.65016093,
        0.66203027, 0.63439428, 0.64736471, 0.6413703 , 0.64208945]),
'std_test_score': array([0.02231016, 0.03353217, 0.02881689, 0.02541033,
0.01106975,
        0.02240248, 0.02047184, 0.00514638, 0.01819957, 0.01136215]),
'rank_test_score': array([10, 6, 3, 2, 4, 1, 9, 5, 8, 7], dtype
=int32)}
```

```
In [60]: # Лучшая модель
         grid_search.best_estimator_
```

```
Out[60]: KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
        metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=30, p=
2,
        weights='uniform')
```

```
In [61]: # Лучшее значение метрики  
grid_search.best_score_
```

```
Out[61]: 0.6620302712693855
```

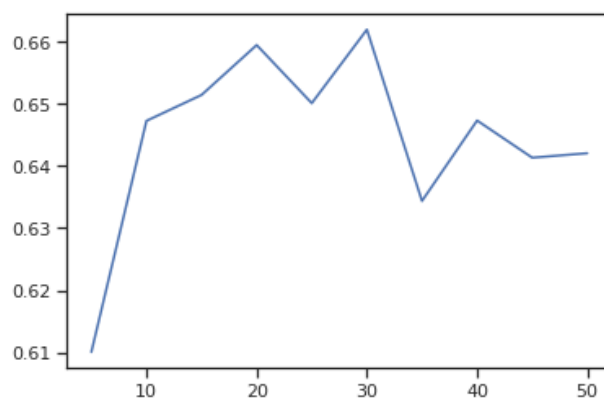
```
In [62]: # Лучшее значение параметров  
grid_search.best_params_
```

```
Out[62]: {'n_neighbors': 30}
```

4.5 Оценка и анализ качества итоговой модели

```
In [63]: # Изменение качества на тестовой выборке в зависимости от K-соседей  
plt.plot(n_range, grid_search.cv_results_['mean_test_score'])
```

```
Out[63]: [matplotlib.lines.Line2D at 0x7f68d1271590]
```



```
In [64]: # Обучение лучшей модели  
grid_search.best_estimator_.fit(wines_X_train, wines_y_train)  
tuned_target_train = grid_search.best_estimator_.predict(wines_X_train)  
tuned_target_test = grid_search.best_estimator_.predict(wines_X_test)
```

```
In [65]: from sklearn.metrics import f1_score
```

```
In [66]: # Новое качество модели, F1-мера  
f1_score(wines_y_train, tuned_target_train), f1_score(wines_y_test, tuned_target_test)
```

```
Out[66]: (0.6989619377162629, 0.6692015209125475)
```

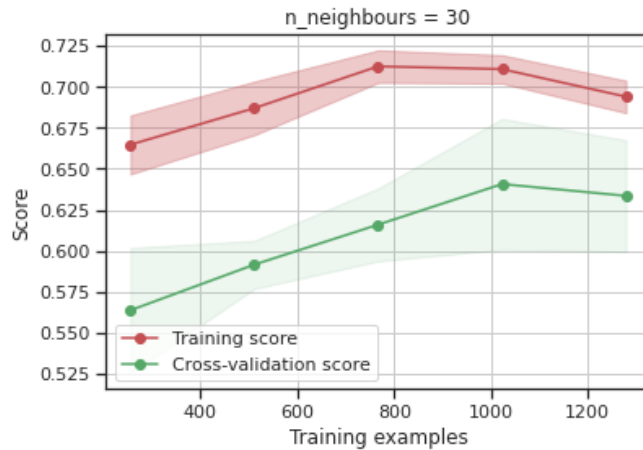
```
In [67]: # Качество модели до подбора гиперпараметров, F1-мера  
f1_score(wines_y_train, target_train), f1_score(wines_y_test, target_test)
```

```
Out[67]: (0.7758318739054292, 0.6654205607476634)
```

Как видно из оценки качества классификации разница между показателями для тестовой и обучающей выборки сократилась и составляет 0.03. Такого показателя удалось достичь за счет снижения качества на обучающей выборке.

```
In [68]: # Построение кривой обучения
# Оценка качества - F1-мера
# 5 фолдов для кросс-валидации
plot_learning_curve(grid_search.best_estimator_, "n_neighbours = "+str(g
rid_search.best_estimator_.n_neighbors),
                    wines_X, wines_Y, cv=5, train_sizes=np.linspace(.2,
1.0, 5),scoring=scoring["f1"])
```

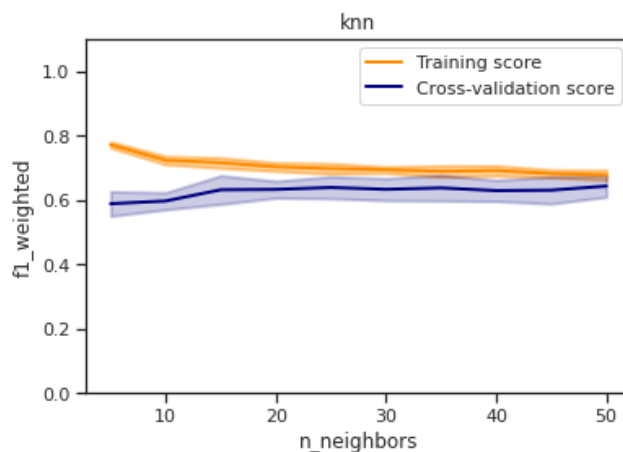
```
Out[68]: <module 'matplotlib.pyplot' from '/opt/conda/lib/python3.7/site-packages/
matplotlib/pyplot.py'>
```



Как видно из кривой обучения наилучшее качество и соотношение между метриками достигается при размере обучающей выборке около 1000.

```
In [69]: # Построение кривой валидации
# Оценка качества - F1-мера
# 5 фолдов для кросс-валидации
plot_validation_curve(grid_search.best_estimator_, 'knn',
                    wines_X, wines_Y,
                    param_name='n_neighbors', param_range=tuned_parame
ters[0]['n_neighbors'],
                    cv = 5, scoring=scoring["f1"])
```

```
Out[69]: <module 'matplotlib.pyplot' from '/opt/conda/lib/python3.7/site-packages/
matplotlib/pyplot.py'>
```



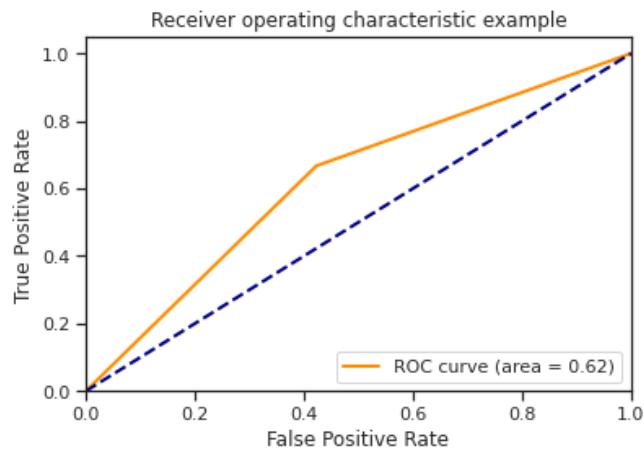
Как видно из кривой валидации, количество соседей = 30 представляет некоторую среднюю точку. При меньших значениях вырастает показатель качества на тренировочной выборке, при этом увеличивается разница между ним и показателем для кросс-валидации. При количестве соседей > 30 разница уменьшается, но показатель на тренировочной выборке становится меньше.

```
In [70]: # Импорт ROC кривых
from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score
```

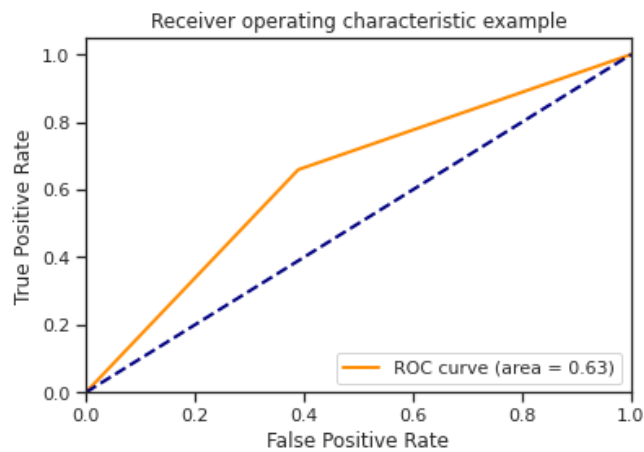
```
In [71]: # Функция для отрисовки ROC-кривой
def draw_roc_curve(y_true, y_score, pos_label, average):
    fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_true, y_score,
                                     pos_label=pos_label)

    roc_auc_value = roc_auc_score(y_true, y_score, average=average)
    plt.figure()
    lw = 2
    plt.plot(fpr, tpr, color='darkorange',
             lw=lw, label='ROC curve (area = %0.2f)' % roc_auc_value)
    plt.plot([0, 1], [0, 1], color='navy', lw=lw, linestyle='--')
    plt.xlim([0.0, 1.0])
    plt.ylim([0.0, 1.05])
    plt.xlabel('False Positive Rate')
    plt.ylabel('True Positive Rate')
    plt.title('Receiver operating characteristic example')
    plt.legend(loc="lower right")
    plt.show()
```

```
In [72]: # ROC кривая до подбора гиперпараметров
draw_roc_curve(wines_y_test, target_test, pos_label=1, average='micro')
```



```
In [73]: # ROC кривая после подбора гиперпараметров
draw_roc_curve(wines_y_test, tuned_target_test, pos_label=1, average='micro')
```



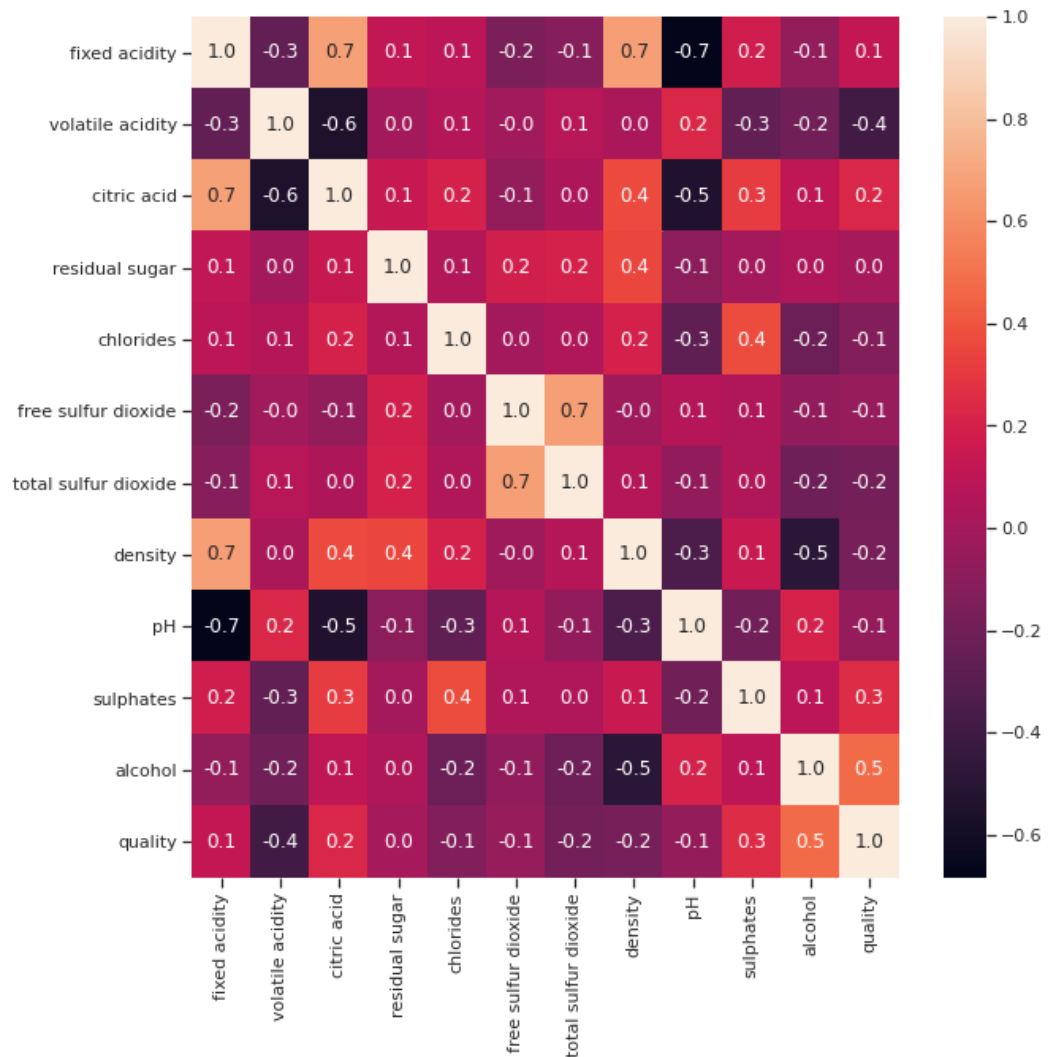
Исходя из графиков ROC-кривых, можно сделать вывод о том, что приращение области под кривой незначительное.

Таким образом, для выбранного целевого признака была решена задачи классификации. Качество полученной модели приемлимое, показатель качества несколько ниже 0.7. Благодаря подбору гиперпараметров качество на тренировочной выборке упало, но почти удалось устранить переобучение.

Итак, построенные модели не обладают высоким качеством, возможно это связано с плохой корреляцией признаков. Проверим это предположение.

```
In [74]: plt.figure(figsize=(10, 10))
sns.heatmap(wines.corr(),annot=True,fmt='.1f')
```

```
Out[74]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f68d1093e10>
```



Как видно из матрицы корреляции, признаки, которые использовались в качестве целевых, слабо коррелируют с другими. Этим можно объяснить невысокое качество полученных моделей.

5. Выводы

В ходе лабораторной работы были изучены методы построения моделей регрессии и классификации с использованием кросс-валидации и подбора гиперпараметров, а также использованы различные метрики для оценки их качества.