

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

Отчёт по лабораторной работе №3 по курсу «Технологии машинного обучения».

«Подготовка обучающей и тестовой выборки, кросс-валидация и подбор гиперпараметров на примере метода ближайших соседей».

Выполнил:
Анцифров Н. С.
студент группы ИУ5-61Б

Проверил:
Гапанюк Ю.Е.

Подпись и дата:

Подпись и дата:

Москва, 2022 г.

1. Задание лабораторной работы

- Выбрать набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии.
- С использованием метода `train_test_split` разделить выборку на обучающую и тестовую.
- Обучить модель ближайших соседей для произвольно заданного гиперпараметра `K`. Оценить качество модели с помощью подходящих для задачи метрик.
- Произвести подбор гиперпараметра `K` с использованием `GridSearchCV` и/или `RandomizedSearchCV` и кросс-валидации, оценить качество оптимальной модели. Желательно использование нескольких стратегий кросс-валидации.
- Сравнить метрики качества исходной и оптимальной моделей.

2. Ячейки Jupyter-ноутбука

2.1. Выбор и загрузка данных

В качестве датасета будем использовать набор данных, содержащий данные о различных стёклах. Данный набор доступен по адресу: <https://www.kaggle.com/datasets/uciml/glass>

Набор данных имеет следующие атрибуты:

- RI - Refractive Index - коэффициент преломления
- Na - Sodium - Содержание натрия (массовый процент в соответствующем оксиде)
- Mg - Magnesium - Содержание магния
- Al - Aluminum - Содержание алюминия
- Si - Silicon - Содержание кремния
- K - Potassium - Содержание калия
- Ca - Calcium - Содержание кальция
- Ba - Barium - Содержание бария
- Fe - Iron - Содержание железа
- Type - Type of glass - тип стекла (1, 2 - стекла для зданий, 3, 4 - стекла для автомобилей, 5 - стеклотара, 6 - tableware - бытовые стекла, 7 - стекла для ламп; 4 отсутствует в данном наборе данных)

2.1.1. Импорт библиотек

Импортируем библиотеки с помощью команды `import`:

```
[1]: import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

2.1.2. Загрузка данных

Загрузим набор данных:

```
[2]: data = pd.read_csv('glass.csv')
```

2.2. Первичный анализ и обработка данных

Выведем первые 5 строк датасета:

```
[3]: data.head()
```

```
[3]:      RI      Na      Mg      Al      Si      K      Ca      Ba      Fe      Type
0  1.52101  13.64  4.49  1.10  71.78  0.06  8.75  0.0  0.0      1
1  1.51761  13.89  3.60  1.36  72.73  0.48  7.83  0.0  0.0      1
2  1.51618  13.53  3.55  1.54  72.99  0.39  7.78  0.0  0.0      1
3  1.51766  13.21  3.69  1.29  72.61  0.57  8.22  0.0  0.0      1
4  1.51742  13.27  3.62  1.24  73.08  0.55  8.07  0.0  0.0      1
```

Определим размер датасета и целевого признака (Type):

```
[4]: data.shape, data.Type.shape
```

```
[4]: ((214, 10), (214,))
```

2.2.1. Разделение выборки на обучающую и тестовую

Разделим выборку с помощью функции `train_test_split`:

```
[5]: from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
[6]: gl_x_train, gl_x_test, gl_y_train, gl_y_test = train_test_split(data, data.Type,
    ↪ test_size=0.3, random_state=1)
```

Размеры обучающей выборки и тестовой выборки:

```
[7]: gl_x_train.shape, gl_y_train.shape
```

```
[7]: ((149, 10), (149,))
```

```
[8]: gl_x_test.shape, gl_y_test.shape
```

```
[8]: ((65, 10), (65,))
```

В выборках остались все типы стекол, доступные в изначальном датасете (4 отсутствует в исходном):

```
[9]: np.unique(gl_y_train)
```

```
[9]: array([1, 2, 3, 5, 6, 7], dtype=int64)
```

```
[10]: np.unique(gl_y_test)
```

```
[10]: array([1, 2, 3, 5, 6, 7], dtype=int64)
```

Проверим распределение типов стекол:

```
[11]: from typing import Dict, Tuple
```

```
[12]: def type_proportions(array: np.ndarray) -> Dict[int, Tuple[int, float]]:
    labels, counts = np.unique(array, return_counts=True)
    counts_perc = counts/array.size
    res = dict()
    for label, count2 in zip(labels, zip(counts, counts_perc)):
        res[label] = count2
    return res

def print_type_proportions(array: np.ndarray):
    proportions = type_proportions(array)
    if len(proportions)>0:
```

```

print('Тип \t Количество \t Процент встречаемости')
for i in proportions:
    val, val_perc = proportions[i]
    val_perc_100 = round(val_perc * 100, 2)
    print('{} \t {} \t \t {}%'.format(i, val, val_perc_100))

```

```
[13]: print_type_proportions(data.Type)
```

Тип	Количество	Процент встречаемости
1	70	32.71%
2	76	35.51%
3	17	7.94%
5	13	6.07%
6	9	4.21%
7	29	13.55%

```
[14]: print_type_proportions(gl_y_train)
```

Тип	Количество	Процент встречаемости
1	45	30.2%
2	55	36.91%
3	10	6.71%
5	11	7.38%
6	8	5.37%
7	20	13.42%

```
[15]: print_type_proportions(gl_y_test)
```

Тип	Количество	Процент встречаемости
1	25	38.46%
2	21	32.31%
3	7	10.77%
5	2	3.08%
6	1	1.54%
7	9	13.85%

Видим, что пропорции типов стекол приблизительно сохранились.

2.3. Построение модели ближайших соседей для произвольного гиперпараметра

Пусть гиперпараметр будет равен 20, построим модель:

```
[16]: from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

```
[17]: clf_i = KNeighborsClassifier(n_neighbors=20)
      clf_i.fit(gl_x_train, gl_y_train)
      target_i = clf_i.predict(gl_x_test)
      len(target_i), target_i
```

```
[17]: (65,
      array([2, 7, 2, 2, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 2, 1, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 7,
            2, 1, 2, 1, 2, 2, 1, 1, 5, 7, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 1, 7, 7, 1,

```

```
7, 1, 1, 1, 2, 7, 2, 2, 2, 2, 5, 2, 7, 1, 7, 7, 2, 1, 2, 2, 1],
dtype=int64))
```

Эту модель будем считать исходной.

2.4. Кросс-валидация и подбор гиперпараметра K через GridSearch и RandomizedSearch

2.4.1. Кросс-валидация

```
[18]: from sklearn.model_selection import cross_val_score, cross_validate
```

```
[19]: scores = cross_val_score(KNeighborsClassifier(n_neighbors=2),
                             data, data.Type, cv=3)

scores
```

```
[19]: array([0.91666667, 0.95774648, 0.95774648])
```

С помощью функции cross_validate:

```
[20]: scoring = {'precision': 'precision_weighted',
                 'recall': 'recall_weighted',
                 'f1': 'f1_weighted'}
scores = cross_validate(KNeighborsClassifier(n_neighbors=2),
                        data, data.Type, scoring='f1_weighted',
                        cv=3, return_train_score=True)

scores
```

```
[20]: {'fit_time': array([0.00199533, 0.00199556, 0.00199461]),
       'score_time': array([0.00699353, 0.00498652, 0.00398993]),
       'test_score': array([0.91673789, 0.95774648, 0.95301901]),
       'train_score': array([0.9930479 , 0.98664493, 0.97930491])}
```

Стратегия K-Fold

```
[21]: from sklearn.model_selection import KFold
```

```
[22]: kf = KFold(n_splits=5)
scores = cross_validate(KNeighborsClassifier(n_neighbors=2),
                        data, data.Type, scoring='f1_weighted',
                        cv=kf)

scores
```

```
[22]: {'fit_time': array([0.00199389, 0.00199533, 0.00199437, 0.0009973 ,
0.00199461]),
       'score_time': array([0.00398922, 0.00398827, 0.00299191, 0.00398946,
0.00398898]),
       'test_score': array([1.          , 1.          , 0.925        , 0.46055632,
0.01858304])}
```

Стратегия Repeated K-Fold

```
[23]: from sklearn.model_selection import RepeatedKFold
```

```
[24]: kf = RepeatedKFold(n_splits=3, n_repeats=2)
scores = cross_validate(KNeighborsClassifier(n_neighbors=2),
                        data, data.Type, scoring='f1_weighted',
                        cv=kf)

scores
```

```
[24]: {'fit_time': array([0.00299239, 0.00199461, 0.00199437, 0.00199389, 0.00199389,
                        0.00199485]),
      'score_time': array([0.00498509, 0.00598407, 0.00398946, 0.00498843,
                        0.00498605,
                        0.00398922]),
      'test_score': array([0.95810786, 0.94529925, 0.94647887, 0.91637587,
                        0.93043557,
                        0.95471543])}
```

Стратегия Leave One Out

```
[25]: from sklearn.model_selection import LeaveOneOut
```

```
[26]: kf = LeaveOneOut()
scores = cross_validate(KNeighborsClassifier(n_neighbors=2),
                        data, data.Type, scoring='f1_weighted',
                        cv=kf)

scores
```

```
[26]: {'fit_time': array([0.00299239, 0.00199413, 0.00199509, 0.00199461, 0.00199485,
                        0.00199461, 0.00199485, 0.00199413, 0.00199628, 0.00199461,
                        0.00199485, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199509, 0.00199533,
                        0.00199461, 0.00099754, 0.00199509, 0.00199604, 0.0009973 ,
                        0.00199437, 0.00199533, 0.00199509, 0.00199461, 0.00199437,
                        0.00199461, 0.00199533, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199485,
                        0.00199461, 0.00199389, 0.00199485, 0.00199485, 0.0009973 ,
                        0.00199461, 0.00199485, 0.00199366, 0.00199461, 0.00199461,
                        0.00199437, 0.00199485, 0.00199437, 0.00199461, 0.00199509,
                        0.00199461, 0.00199461, 0.00299239, 0.00199604, 0.00199485,
                        0.00199461, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199437, 0.00199461,
                        0.00199533, 0.00199461, 0.00199437, 0.00099754, 0.00199461,
                        0.00299215, 0.00199437, 0.0009973 , 0.00299215, 0.00199509,
                        0.00199461, 0.00201392, 0.00099802, 0.00199485, 0.00199485,
                        0.00199533, 0.00199437, 0.00099754, 0.00199485, 0.00199437,
                        0.0009954 , 0.00099754, 0.00199533, 0.00199461, 0.00099754,
                        0.00099778, 0.00200272, 0.00199509, 0.00199461, 0.0009973 ,
                        0.00199485, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199437, 0.00199461,
                        0.0009973 , 0.00199461, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199437,
                        0.00299215, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199461, 0.00199461,
                        0.00199461, 0.00199461, 0.00199509, 0.00199485, 0.00199485,
                        0.00199461, 0.00199485, 0.00199533, 0.00199437, 0.00199437,
                        0.00199485, 0.00199437, 0.00099754, 0.00199413, 0.00099707,
                        0.00199461, 0.00199437, 0.00099754, 0.00199509, 0.00199485,
                        0.00099754, 0.00199485, 0.00199413, 0.00199437, 0.00199461,
                        0.00199533, 0.00099707, 0.00099754, 0.00301099, 0.00199437,
                        0.00199509, 0.00191545, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199461,
                        0.00199437, 0.00099754, 0.00199485, 0.00199556, 0.00199413,
```

```

0.00199461, 0.00199437, 0.00199485, 0.00099754, 0.00199461,
0.00199461, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199413, 0.00199437,
0.00199461, 0.00199461, 0.00099707, 0.00199485, 0.00199509,
0.00199437, 0.00199461, 0.00099707, 0.0009973 , 0.00299191,
0.00199461, 0.00199413, 0.00199485, 0.00299263, 0.00199437,
0.00099683, 0.00199461, 0.00299144, 0.00199437, 0.00099754,
0.00199509, 0.00099659, 0.00199366, 0.00199509, 0.0009973 ,
0.00199461, 0.0009973 , 0.00199437, 0.00199485, 0.00199533,
0.00199461, 0.00197649, 0.00199485, 0.00199437, 0.00199485,
0.00099754, 0.00199461, 0.00199413, 0.00199509, 0.00199485,
0.00199461, 0.00199413, 0.00099707, 0.00199461, 0.00199437,
0.00099707, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199461, 0.00199485,
0.00199437, 0.00199485, 0.00199437, 0.00199485, 0.00199437,
0.00199389, 0.00199437, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199485,
0.00199485, 0.00199509, 0.00199461, 0.00199389]),
'score_time': array([0.00398922, 0.00199461, 0.00199366, 0.00299144,
0.00199437,
0.00299287, 0.00199461, 0.00199389, 0.0029912 , 0.00299191,
0.00199461, 0.00299215, 0.00199461, 0.00199413, 0.00199461,
0.00199461, 0.00299168, 0.00199461, 0.00199318, 0.00299191,
0.00199509, 0.00299096, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199437,
0.00199366, 0.00199533, 0.00199485, 0.00199461, 0.00199461,
0.00199461, 0.00199461, 0.00199437, 0.00199389, 0.00199461,
0.00199461, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199485,
0.00199437, 0.00299215, 0.00299239, 0.00199461, 0.00199485,
0.00299144, 0.00199461, 0.00199437, 0.00199389, 0.00199461,
0.00299191, 0.00199485, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199485,
0.00299168, 0.00199509, 0.00199485, 0.00299144, 0.00199461,
0.00199461, 0.00199485, 0.00299191, 0.00199437, 0.00199461,
0.00199461, 0.00197577, 0.0029912 , 0.00199461, 0.00299144,
0.00299191, 0.0019958 , 0.00199437, 0.00199413, 0.00199533,
0.00199461, 0.00299168, 0.00299168, 0.00199461, 0.00299168,
0.00299144, 0.00298452, 0.00199461, 0.00199461, 0.00299168,
0.00199461, 0.00199461, 0.00299215, 0.00299191, 0.00199461,
0.00299191, 0.00199485, 0.00199461, 0.00199461, 0.00398898,
0.00299168, 0.00299168, 0.00299335, 0.00199437, 0.00199556,
0.00299144, 0.00299263, 0.00299144, 0.00199437, 0.00299191,
0.00199389, 0.00199461, 0.00199485, 0.00199485, 0.00199437,
0.00299287, 0.00199413, 0.00299215, 0.00199509, 0.00299215,
0.00199485, 0.00199485, 0.0029912 , 0.00199461, 0.00199437,
0.00299239, 0.00299191, 0.00199533, 0.00199437, 0.00299191,
0.00199437, 0.00199485, 0.00299287, 0.00297332, 0.00199413,
0.00307131, 0.00299215, 0.00199461, 0.00199485, 0.00299168,
0.00199461, 0.00299168, 0.00199485, 0.0029912 , 0.00199509,
0.00299215, 0.00199485, 0.00199509, 0.00299191, 0.00199461,
0.00299144, 0.00299215, 0.00199485, 0.00199533, 0.00199485,
0.00199485, 0.00199437, 0.00299191, 0.00199437, 0.00199413,
0.00199437, 0.00199461, 0.00199437, 0.00299191, 0.00199461,
0.0019958 , 0.00199437, 0.00199461, 0.00199461, 0.00199485,
0.00299239, 0.00199509, 0.00199485, 0.00199437, 0.00299191,
0.00299215, 0.00299335, 0.00299215, 0.00199413, 0.00299215,
0.00199461, 0.00299215, 0.00199485, 0.00199437, 0.00299215,
0.00199461, 0.00199437, 0.00299215, 0.00199461, 0.00199461,

```



```
'test_score': array([0.94441411, 0.96349206, 0.98402324, 0.98143226,
0.92595626])}]}
```

Стратегия StratifiedKFold

```
[31]: from sklearn.model_selection import StratifiedKFold
```

```
[32]: skf = StratifiedKFold(n_splits=3)
scores = cross_validate(KNeighborsClassifier(n_neighbors=2),
                        data, data.Type, scoring='f1_weighted',
                        cv=skf)
scores
```

```
[32]: {'fit_time': array([0.00299287, 0.00199556, 0.00199342]),
'score_time': array([0.00498414, 0.00598502, 0.00498652]),
'test_score': array([0.91673789, 0.95774648, 0.95301901])}]
```

2.4.2. Оптимизация гиперпараметра

Через GridSearch

```
[33]: from sklearn.model_selection import GridSearchCV
```

```
[34]: n_range = np.array(range(5,55,5))
tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
tuned_parameters
```

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

```
[35]: %%time
clf_gs = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned_parameters, cv=5,
↳scoring='accuracy')
clf_gs.fit(gl_x_train, gl_y_train)
```

CPU times: total: 219 ms

Wall time: 273 ms

```
[35]: GridSearchCV(cv=5, estimator=KNeighborsClassifier(),
param_grid=[{'n_neighbors': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40,
45, 50])}],
scoring='accuracy')
```

```
[36]: clf_gs.cv_results_
```

```
[36]: {'mean_fit_time': array([0.00199447, 0.00219417, 0.00179548, 0.00159593,
0.00179577,
0.00179534, 0.00239391, 0.0019949 , 0.00199537, 0.00179524]),
'std_fit_time': array([4.67203091e-07, 3.99351504e-04, 3.98850651e-04,
4.88480405e-04,
3.98993560e-04, 3.98660116e-04, 4.88558179e-04, 3.16297988e-07,
6.46813391e-07, 3.98969722e-04]),
'mean_score_time': array([0.00319138, 0.00379 , 0.00279217, 0.00259285,
0.00299139,
```

```

0.00239363, 0.00239344, 0.00339074, 0.00299168, 0.00259328]],
'std_score_time': array([1.93455914e-03, 1.16333369e-03, 3.98898221e-04,
4.88363628e-04,
2.33601546e-07, 4.88402600e-04, 4.88655554e-04, 7.98130064e-04,
1.23426238e-06, 4.88033036e-04])),
'param_n_neighbors': masked_array(data=[5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50],
mask=[False, False, False, False, False, False, False, False,
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([0.9, 0.8, 0.86666667, 0.83333333,
0.76666667,
0.76666667, 0.7, 0.73333333, 0.7, 0.7]),
'split1_test_score': array([0.96666667, 0.93333333, 0.83333333, 0.8,
0.76666667,
0.76666667, 0.76666667, 0.8, 0.73333333, 0.73333333]),
'split2_test_score': array([0.86666667, 0.83333333, 0.8, 0.8,
0.76666667,
0.76666667, 0.73333333, 0.73333333, 0.6, 0.53333333]),
'split3_test_score': array([0.9, 0.86666667, 0.9, 0.83333333,
0.73333333,
0.73333333, 0.73333333, 0.73333333, 0.7, 0.6]),
'split4_test_score': array([0.93103448, 0.86206897, 0.82758621, 0.82758621,
0.79310345,
0.79310345, 0.79310345, 0.79310345, 0.82758621]),
'mean_test_score': array([0.91287356, 0.85908046, 0.84551724, 0.81885057,
0.76528736,
0.76528736, 0.74528736, 0.75862069, 0.70528736, 0.67885057]),
'std_test_score': array([0.03373441, 0.04412117, 0.03451799, 0.01553384,
0.01897631,
0.01897631, 0.03187537, 0.03104725, 0.06267309, 0.10288891]),
'rank_test_score': array([ 1,  2,  3,  4,  5,  5,  8,  7,  9, 10])}

```

Лучшая модель:

```
[37]: clf_gs.best_estimator_
```

```
[37]: KNeighborsClassifier()
```

Лучшее значение метрики:

```
[38]: clf_gs.best_score_
```

```
[38]: 0.9128735632183907
```

Лучшее значение параметров:

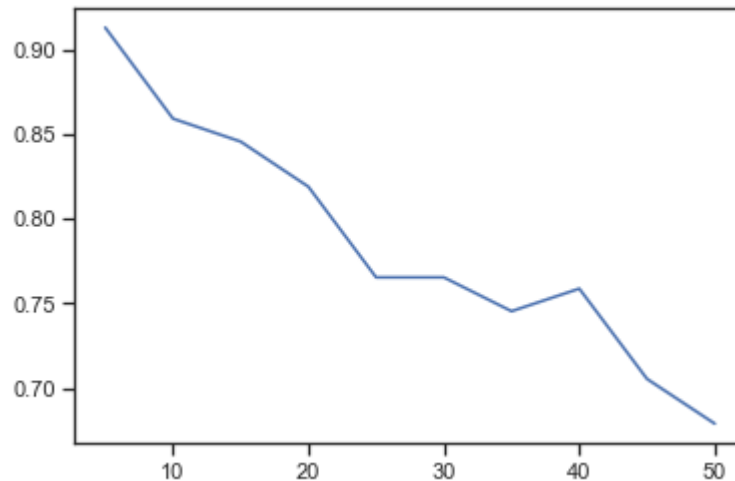
```
[39]: clf_gs.best_params_
```

```
[39]: {'n_neighbors': 5}
```

Изменение качества на тестовой выборке в зависимости от K-соседей:

```
[40]: plt.plot(n_range, clf_gs.cv_results_['mean_test_score'])
```

```
[40]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x13cecd73ca0>]
```



Через RandomizedSearch

```
[41]: from sklearn.model_selection import RandomizedSearchCV
```

```
[42]: %%time
clf_rs = RandomizedSearchCV(KNeighborsClassifier(), tuned_parameters, cv=5,
    ↳scoring='accuracy')
clf_rs.fit(gl_x_train, gl_y_train)
```

CPU times: total: 312 ms

Wall time: 310 ms

```
[42]: RandomizedSearchCV(cv=5, estimator=KNeighborsClassifier(),
    param_distributions=[{'n_neighbors': array([ 5, 10, 15, 20,
    25, 30, 35, 40, 45, 50])}],
    scoring='accuracy')
```

Оптимальные параметры:

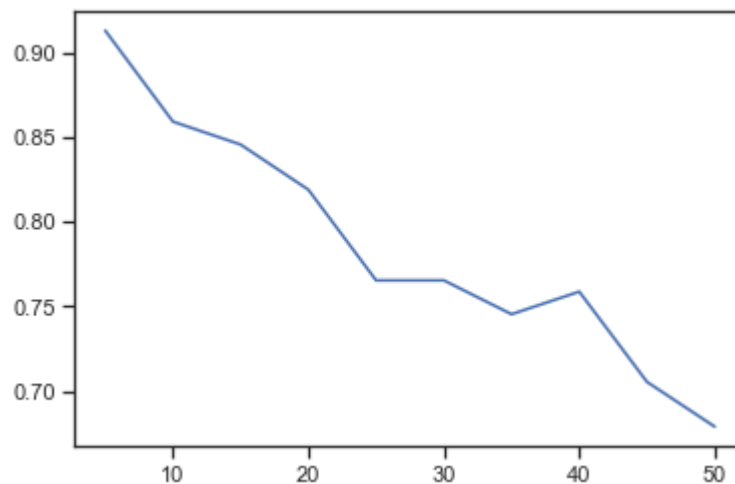
```
[43]: clf_rs.best_score_, clf_rs.best_params_
```

```
[43]: (0.9128735632183907, {'n_neighbors': 5})
```

Изменение качества на тестовой выборке в зависимости от K-соседей:

```
[44]: plt.plot(n_range, clf_rs.cv_results_['mean_test_score'])
```

```
[44]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x13cec1c5b80>]
```



2.4.3. Построение оптимальной модели

Оптимальное число ближайших соседей = 5. Построим оптимальную модель:

```
[45]: clf_o = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
      clf_o.fit(gl_x_train, gl_y_train)
      target_o = clf_o.predict(gl_x_test)
      len(target_o), target_o
```

```
[45]: (65,
      array([2, 7, 2, 2, 1, 1, 1, 3, 1, 1, 2, 1, 2, 1, 3, 2, 2, 2, 3, 1, 1, 7,
            2, 1, 3, 1, 2, 2, 1, 1, 5, 6, 1, 1, 1, 1, 3, 3, 2, 1, 1, 7, 7, 1,
            7, 1, 1, 1, 2, 7, 3, 2, 2, 2, 5, 2, 7, 1, 7, 7, 2, 2, 2, 2, 1],
            dtype=int64))
```

2.5. Оценка качества исходной и оптимальной модели

2.5.1. Метрика Аккуратность

Она вычисляет процент (в долях) правильно определенных типов.

```
[46]: from sklearn.metrics import accuracy_score, balanced_accuracy_score
```

Проверим для всех типов исходной модели:

```
[47]: accuracy_score(gl_y_test, target_i)
```

```
[47]: 0.8615384615384616
```

И оптимальной модели:

```
[48]: accuracy_score(gl_y_test, target_o)
```

```
[48]: 1.0
```

Видно, что точность оптимальной модели (5 ближайших соседей) выше, чем в исходной модели (20).

Теперь проверим для каждого конкретного типа:

```
[49]: def accuracy_score_for_types(
    y_true: np.ndarray,
    y_pred: np.ndarray) -> Dict[int, float]:
    d = {'t': y_true, 'p': y_pred}
    df = pd.DataFrame(data=d)
    types = np.unique(y_true)
    res = dict()
    for t in types:
        temp_data_flt = df[df['t']==t]
        temp_acc = accuracy_score(
            temp_data_flt['t'].values,
            temp_data_flt['p'].values)
        res[t] = temp_acc
    return res

def print_accuracy_score_for_types(
    y_true: np.ndarray,
    y_pred: np.ndarray):
    accs = accuracy_score_for_types(y_true, y_pred)
    if len(accs)>0:
        print('Тип \t Accuracy')
    for i in accs:
        print('{} \t {}'.format(i, accs[i]))
```

Для исходной модели:

```
[50]: print_accuracy_score_for_types(gl_y_test, target_i)
```

Тип	Accuracy
1	1.0
2	0.9523809523809523
3	0.0
5	1.0
6	0.0
7	1.0

Видим, что процент “Accuracy” для типа 2 составляет 95%, а для типов 3 и 6 - 0%. Для типов 1, 5, 7 “Accuracy” составляет 100%.

Для оптимальной модели:

```
[51]: print_accuracy_score_for_types(gl_y_test, target_o)
```

Тип	Accuracy
1	1.0
2	1.0
3	1.0
5	1.0
6	1.0
7	1.0

Все типы имеют “Accuracy” 100%.

2.5.2. Метрика `balanced_accuracy_score`

Используется для бинарной классификации. Сконвертируем данные и выведем метрику:

```
[52]: def convert_target_to_binary(array:np.ndarray, target:int) -> np.ndarray:
      res = [1 if x==target else 0 for x in array]
      return res
```

```
[53]: bin_gl_y_train = convert_target_to_binary(gl_y_train, 2)
      list(zip(gl_y_train, bin_gl_y_train))[:10]
```

```
[53]: [(7, 0),
      (5, 0),
      (1, 0),
      (6, 0),
      (1, 0),
      (2, 1),
      (1, 0),
      (2, 1),
      (3, 0),
      (2, 1)]
```

```
[54]: bin_gl_y_test = convert_target_to_binary(gl_y_test, 2)
      list(zip(gl_y_test, bin_gl_y_test))[:10]
```

```
[54]: [(2, 1),
      (7, 0),
      (2, 1),
      (2, 1),
      (1, 0),
      (1, 0),
      (1, 0),
      (3, 0),
      (1, 0),
      (1, 0)]
```

Для исходной модели:

```
[55]: bin_target_i = convert_target_to_binary(target_i, 2)
```

```
[56]: balanced_accuracy_score(bin_gl_y_test, bin_target_i)
```

```
[56]: 0.8966450216450217
```

Для оптимальной модели:

```
[57]: bin_target_o = convert_target_to_binary(target_o, 2)
```

```
[58]: balanced_accuracy_score(bin_gl_y_test, bin_target_o)
```

```
[58]: 1.0
```

Видно, что у исходной модели метрика составляет 89%, а у оптимальной - 100%.

2.5.3. Метрика “Матрица ошибок”

Создадим матрицу с помощью функции `confusion_matrix`:

```
[59]: from sklearn.metrics import ConfusionMatrixDisplay
      from sklearn.metrics import confusion_matrix
```

Для исходной модели:

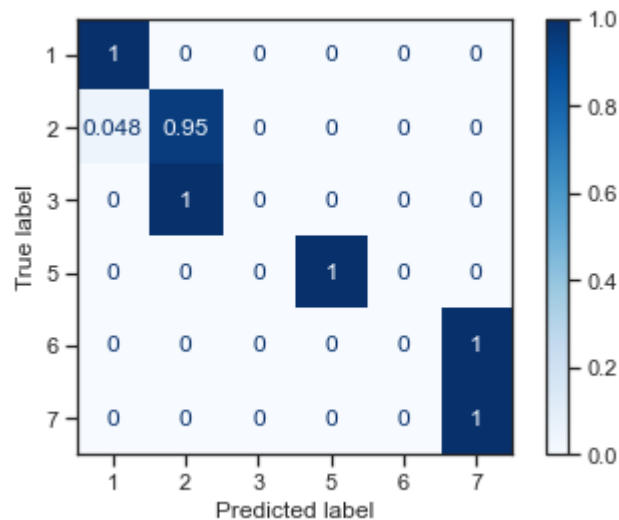
```
[60]: confusion_matrix(gl_y_test, target_i, labels=[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7])
```

```
[60]: array([[ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0, 25,  0,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  1, 20,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0,  7,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  2,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  1],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  9]], dtype=int64)
```

Визуально представим матрицу ошибок, показывающую количество верно и ошибочно классифицированных данных:

```
[61]: ConfusionMatrixDisplay.from_estimator(
        clf_i,
        gl_x_test,
        gl_y_test,
        display_labels=clf_i.classes_,
        cmap=plt.cm.Blues,
        normalize='true',
    )
```

```
[61]: <sklearn.metrics._plot.confusion_matrix.ConfusionMatrixDisplay at 0x13cec1002e0>
```



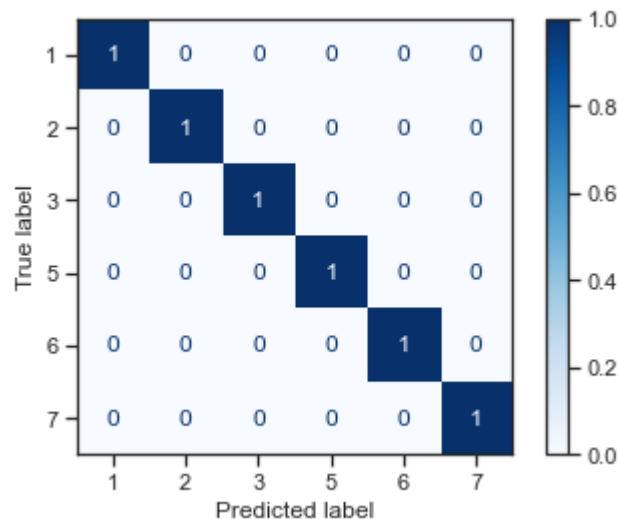
Для оптимальной модели:

```
[62]: confusion_matrix(gl_y_test, target_o, labels=[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7])
```

```
[62]: array([[ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0, 25,  0,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0, 21,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  7,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  2,  0,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  1,  0],
          [ 0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  9]], dtype=int64)
```

```
[63]: ConfusionMatrixDisplay.from_estimator(
        clf_o,
        gl_x_test,
        gl_y_test,
        display_labels=clf_o.classes_,
        cmap=plt.cm.Blues,
        normalize='true',
    )
```

```
[63]: <sklearn.metrics._plot.confusion_matrix.ConfusionMatrixDisplay at 0x13cec1be2b0>
```



Точность у оптимальной модели выше, чем у исходной.

2.5.4. Метрика Precision

Precision показывает долю верно предсказанных классификатором положительных объектов из всех объектов, которые классификатор верно или неверно определил как положительные.

```
[64]: from sklearn.metrics import precision_score
```

Для исходной модели:

```
[65]: precision_score(bin_gl_y_test, bin_target_i)
```

```
[65]: 0.7407407407407407
```

Для оптимальной модели:

```
[66]: precision_score(bin_gl_y_test, bin_target_o)
```

```
[66]: 1.0
```

Также видна улучшенная точность у оптимальной по отношению к исходной (100% и 74%).

2.5.5. Метрика Recall

Recall показывает долю верно предсказанных классификатором положительных объектов, из всех действительно положительных объектов.


```
[67]: from sklearn.metrics import recall_score
```

Для исходной:

```
[68]: recall_score(bin_gl_y_test, bin_target_i)
```

```
[68]: 0.9523809523809523
```

Для оптимальной:

```
[69]: recall_score(bin_gl_y_test, bin_target_o)
```

```
[69]: 1.0
```

Точность у оптимальной модели выше (100% против 95%).

2.5.6. Метрика F1-мера

Для объединения метрик Precision и Recall используют F-меру - среднее гармоническое от Precision и Recall. В F1 мере вес точности = 1.

```
[70]: from sklearn.metrics import f1_score
```

Для исходной:

```
[71]: f1_score(bin_gl_y_test, bin_target_i)
```

```
[71]: 0.8333333333333334
```

Для оптимальной:

```
[72]: f1_score(bin_gl_y_test, bin_target_o)
```

```
[72]: 1.0
```

2.5.7. Вывод метрик через classification_report

Функция classification_report позволяет выводить значения точности, полноты и F-меры для всех классов выборки:

```
[73]: from sklearn.metrics import classification_report
```

Для исходной:

```
[74]: import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
classification_report(gl_y_test, target_i,
                      target_names=clf_i.classes_, output_dict=True)
```

```
[74]: {1: {'precision': 0.9615384615384616,
        'recall': 1.0,
        'f1-score': 0.9803921568627451,
        'support': 25},
      2: {'precision': 0.7407407407407407,
        'recall': 0.9523809523809523,
        'f1-score': 0.8333333333333334,
        'support': 21},
      3: {'precision': 0.0, 'recall': 0.0, 'f1-score': 0.0, 'support': 7},
      5: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 2},
      6: {'precision': 0.0, 'recall': 0.0, 'f1-score': 0.0, 'support': 1},
```

```
7: {'precision': 0.9,
    'recall': 1.0,
    'f1-score': 0.9473684210526316,
    'support': 9},
'accuracy': 0.8615384615384616,
'macro avg': {'precision': 0.6003798670465337,
               'recall': 0.6587301587301587,
               'f1-score': 0.6268489852081184,
               'support': 65},
'weighted avg': {'precision': 0.7645233399079554,
                  'recall': 0.8615384615384616,
                  'f1-score': 0.8082479955544971,
                  'support': 65}}
```

Для оптимальной:

```
[75]: import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
classification_report(gl_y_test, target_o,
                      target_names=clf_o.classes_, output_dict=True)
```

```
[75]: {1: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 25},
      2: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 21},
      3: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 7},
      5: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 2},
      6: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 1},
      7: {'precision': 1.0, 'recall': 1.0, 'f1-score': 1.0, 'support': 9},
      'accuracy': 1.0,
      'macro avg': {'precision': 1.0,
                    'recall': 1.0,
                    'f1-score': 1.0,
                    'support': 65},
      'weighted avg': {'precision': 1.0,
                       'recall': 1.0,
                       'f1-score': 1.0,
                       'support': 65}}
```

2.5.8. ROC-кривая и ROC AUC

Используется для оценки качества бинарной классификации.

Обучим исходную модель на основе бинарной классификации, чтобы получить вероятности типов:

```
[76]: bin_clf_i = KNeighborsClassifier(n_neighbors=20)
bin_clf_i.fit(gl_x_train, bin_gl_y_train)
bin_clf_i.predict(gl_x_test)
```

```
[76]: array([0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0,
            1, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0,
            0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0])
```

Предскажем вероятности типов:

```
[77]: proba_target_i = bin_clf_i.predict_proba(gl_x_test)
len(proba_target_i), proba_target_i
```

```

[77]: (65,
      array([[0.55, 0.45],
             [1.   , 0.   ],
             [0.5  , 0.5  ],
             [0.55, 0.45],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.4  , 0.6  ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.   , 1.   ],
             [0.9  , 0.1  ],
             [0.   , 1.   ],
             [0.9  , 0.1  ],
             [0.45, 0.55],
             [0.55, 0.45],
             [0.   , 1.   ],
             [0.25, 0.75],
             [0.6  , 0.4  ],
             [0.9  , 0.1  ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.15, 0.85],
             [1.   , 0.   ],
             [0.4  , 0.6  ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.   , 1.   ],
             [0.   , 1.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.95, 0.05],
             [0.95, 0.05],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.75, 0.25],
             [0.4  , 0.6  ],
             [0.4  , 0.6  ],
             [0.5  , 0.5  ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.9  , 0.1  ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.   , 1.   ],
             [1.   , 0.   ],
             [0.4  , 0.6  ],
             [0.   , 1.   ],

```

```

[0. , 1. ],
[0. , 1. ],
[0.8 , 0.2 ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[0.95, 0.05],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[0.65, 0.35],
[0. , 1. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ]]))

```

Вероятность единичного класса:

```

[78]: true_proba_target_i = proba_target_i[:,1]
      true_proba_target_i

```

```

[78]: array([0.45, 0. , 0.5 , 0.45, 0. , 0. , 0. , 0.6 , 0. , 0. , 1. ,
            0.1 , 1. , 0.1 , 0.55, 0.45, 1. , 0.75, 0.4 , 0.1 , 0. , 0. ,
            0.85, 0. , 0.6 , 0. , 1. , 1. , 0. , 0.05, 0.05, 0. , 0. ,
            0. , 0. , 0.25, 0.6 , 0.6 , 0.5 , 0. , 0. , 0. , 0. , 0.1 ,
            0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. , 0.6 , 1. , 1. , 1. , 0.2 ,
            1. , 0. , 0.05, 0. , 0. , 1. , 0.35, 1. , 1. , 0. ])

```

ROC-кривая:

```

[79]: from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score

```

```

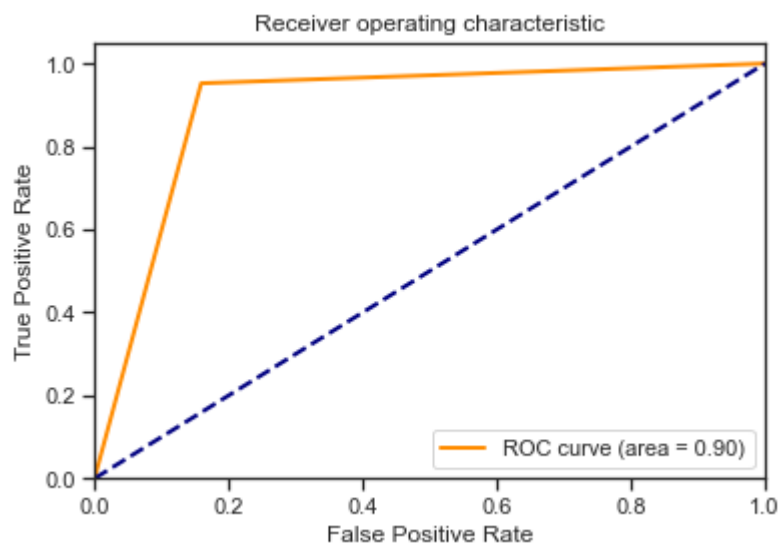
[80]: def draw_roc_curve(y_true, y_score, pos_label, average):
      fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_true, y_score,
                                      pos_label=pos_label)
      roc_auc_value = roc_auc_score(y_true, y_score, average=average)
      plt.figure()
      lw = 2
      plt.plot(fpr, tpr, 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')
      plt.legend(loc="lower right")
      plt.show()

```

```

[81]: draw_roc_curve(bin_gl_y_test, bin_target_i, pos_label=1, average='micro')

```



Сделаем тоже самое для оптимальной модели:

```
[82]: bin_clf_o = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
      bin_clf_o.fit(gl_x_train, bin_gl_y_train)
      bin_clf_o.predict(gl_x_test)
```

```
[82]: array([1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0,
            1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0,
            0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0])
```

```
[83]: proba_target_o = bin_clf_o.predict_proba(gl_x_test)
      len(proba_target_o), proba_target_o
```

```
[83]: (65,
      array([[0.2, 0.8],
            [1. , 0. ],
            [0.2, 0.8],
            [0.2, 0.8],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [0. , 1. ],
            [1. , 0. ],
            [0. , 1. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [0.2, 0.8],
            [0. , 1. ],
            [0. , 1. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ],
            [1. , 0. ]])
```

```

[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[0. , 1. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[1. , 0. ],
[0. , 1. ],
[0.4, 0.6],
[0. , 1. ],
[0. , 1. ],
[1. , 0. ]))

```

```

[84]: true_proba_target_o = proba_target_o[:,1]
      true_proba_target_o

```

```

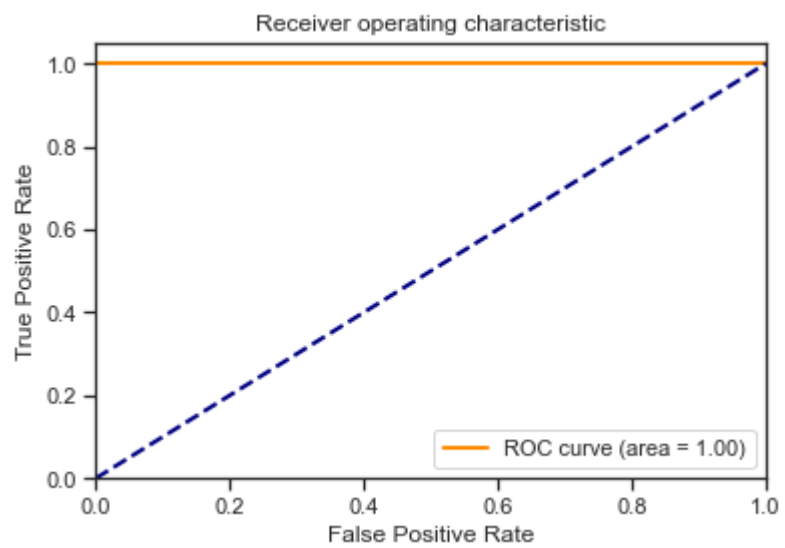
[84]: array([0.8, 0. , 0.8, 0.8, 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. , 1. ,
            0. , 0. , 0.8, 1. , 1. , 0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. , 0. , 0. ,
            1. , 1. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 1. ,
            0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0. , 0. , 1. ,
            1. , 1. , 0. , 1. , 0. , 0. , 0. , 0. , 1. , 0.6, 1. , 1. , 0. ])

```

```

[85]: draw_roc_curve(bin_gl_y_test, bin_target_o, pos_label=1, average='micro')

```



Видно, что у оптимальной модели выше точность, чем у исходной.