# Лабораторная работа №3

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

**Цель лабораторной работы:** изучение способов подготовки выборки и подбора гиперпараметров на примере метода ближайших соседей.

#### Задание:

- 1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии.
- 2. С использованием метода train\_test\_split разделите выборку на обучающую и тестовую.
- 3. Обучите модель ближайших соседей для произвольно заданного гиперпараметра К. Оцените качество модели с помощью подходящих для задачи метрик.
- 4. Произведите подбор гиперпараметра K с использованием GridSearchCV и/или RandomizedSearchCV и кросс-валидации, оцените качество оптимальной модели. Желательно использование нескольких стратегий кросс-валидации.
- 5. Сравните метрики качества исходной и оптимальной моделей.

## Текстовое описание набора данных

В качестве набора данных мы будем использовать набор данных <u>Graduate Admission 2</u> (https://www.kaggle.com/mohansacharya/graduate-admissions?select=Admission\_Predict.csv)

Файл Admission Predict содержит следующие колонки:

- GRE Scores (out of 340)
- TOEFL Scores (out of 120)
- University Rating (out of 5)
- Statement of Purpose and Letter of Recommendation Strength (out of 5)
- Undergraduate GPA (out of 10)
- Research Experience (either 0 or 1)
- Chance of Admit (ranging from 0 to 1)

# Импорт библиотек, загрузка данных, основные характеристики датасета

#### B [1]:

```
#Umnopm δυδηυσησεκ
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
from scipy import stats
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor, KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, balanced_accuracy_score
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, median_absolute_error,
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV
from sklearn.model_selection import cross_val_score
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

#### B [2]:

```
#Загрузка данных data = pd.read_csv('data/Admission_Predict.csv', sep=",")
```

#### B [3]:

```
# Первые 5 строк датасета data.head()
```

## Out[3]:

	Serial No.	GRE Score	TOEFL Score	University Rating	SOP	LOR	CGPA	Research	Chance of Admit
0	1	337	118	4	4.5	4.5	9.65	1	0.92
1	2	324	107	4	4.0	4.5	8.87	1	0.76
2	3	316	104	3	3.0	3.5	8.00	1	0.72
3	4	322	110	3	3.5	2.5	8.67	1	0.80
4	5	314	103	2	2.0	3.0	8.21	0	0.65

#### B [4]:

```
# Размер датасета
data.shape
```

#### Out[4]:

(400, 9)

### B [5]:

# # Список колонок с типами данных data.dtypes

#### Out[5]:

Serial No. int64 GRE Score int64 TOEFL Score int64 University Rating int64 **SOP** float64 float64 LOR **CGPA** float64 Research int64 Chance of Admit float64

dtype: object

### B [6]:

```
# Проверим наличие пустых значений data.isnull().sum()
```

#### Out[6]:

Serial No. 0 GRE Score 0 TOEFL Score 0 University Rating 0 **SOP** LOR 0 **CGPA** 0 Research 0 Chance of Admit dtype: int64

#### B [7]:

# Основные статистические характеристки набора данных data.describe()

### Out[7]:

	Serial No.	GRE Score	TOEFL Score	University Rating	SOP	LOR	CGPA	F
coun	t 400.000000	400.000000	400.000000	400.000000	400.000000	400.000000	400.000000	40
mea	200.500000	316.807500	107.410000	3.087500	3.400000	3.452500	8.598925	
st	115.614301	11.473646	6.069514	1.143728	1.006869	0.898478	0.596317	
mi	1.000000	290.000000	92.000000	1.000000	1.000000	1.000000	6.800000	
25%	<b>6</b> 100.750000	308.000000	103.000000	2.000000	2.500000	3.000000	8.170000	
50%	<b>2</b> 00.500000	317.000000	107.000000	3.000000	3.500000	3.500000	8.610000	
75%	<b>3</b> 00.250000	325.000000	112.000000	4.000000	4.000000	4.000000	9.062500	
ma	<b>4</b> 400.000000	340.000000	120.000000	5.000000	5.000000	5.000000	9.920000	
4								•

## Разделение выборки на обучающую и тестовую

#### B [8]:

```
# уберем ненужный для нас параметр, чтобы он не помешал в будущем data.drop(['Serial No.'], axis = 1, inplace = True)
```

### B [9]:

```
parts = np.split(data, [7,8], axis=1)
X = parts[0]
Y = parts[1]
print('Входные данные:\n', X.head(), '\n\nВыходные данные:\n', Y.head())
```

#### Входные данные:

	GRE Score	TOEFL Score	University Rating	SOP	LOR	CGPA	Research
0	337.0	118.0	4.0	4.5	4.5	9.65	1.0
1	324.0	107.0	4.0	4.0	4.5	8.87	1.0
2	316.0	104.0	3.0	3.0	3.5	8.00	1.0
3	322.0	110.0	3.0	3.5	2.5	8.67	1.0
4	314.0	103.0	2.0	2.0	3.0	8.21	0.0

#### Выходные данные:

```
Chance of Admit
0 0.92
1 0.76
2 0.72
3 0.80
4 0.65
```

#### B [10]:

```
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.1, random_state=1)
```

```
B [11]:
print('Входные параметры обучающей выборки:\n',X_train.head(), \
      '\n\nВходные параметры тестовой выборки:\n', X_test.head(), \
      '\n\nВыходные параметры обучающей выборки:\n', Y_train.head(), \
      '\n\nВыходные параметры тестовой выборки:\n', Y_test.head())
Входные параметры обучающей выборки:
      GRE Score TOEFL Score University Rating SOP
                                                                   Research
                                                       LOR
                                                             CGPA
268
         327.0
                      113.0
                                            4.0 4.5
                                                       5.0
                                                            9.14
                                                                        0.0
                                                                        0.0
204
         298.0
                      105.0
                                            3.0 3.5
                                                       4.0 8.54
171
         334.0
                      117.0
                                            5.0 4.0
                                                       4.5
                                                            9.07
                                                                        1.0
         304.0
                      105.0
                                            2.0 3.0
                                                       3.0 8.20
                                                                        1.0
62
385
         335.0
                      117.0
                                            5.0 5.0
                                                       5.0
                                                            9.82
                                                                        1.0
Входные параметры тестовой выборки:
      GRE Score TOEFL Score University Rating SOP
                                                             CGPA
                                                       LOR
                                                                   Research
398
         312.0
                      103.0
                                            3.0
                                                 3.5
                                                       4.0
                                                            8.78
                                                                        0.0
         300.0
                      100.0
                                                                        1.0
125
                                            3.0 2.0
                                                       3.0 8.66
328
         324.0
                      112.0
                                            4.0 4.0
                                                       3.5
                                                            8.77
                                                                        1.0
         324.0
                      107.0
                                            5.0 3.5
                                                       4.0 8.66
                                                                        1.0
339
172
         322.0
                      110.0
                                            4.0 4.0
                                                       5.0 9.13
                                                                        1.0
Выходные параметры обучающей выборки:
      Chance of Admit
268
                 0.83
204
                 0.69
                 0.89
171
                 0.54
62
385
                 0.96
Выходные параметры тестовой выборки:
      Chance of Admit
                 0.67
398
125
                 0.64
328
                 0.80
339
                 0.81
172
                 0.86
B [12]:
# Размер обучающей выборки
X_train.shape, Y_train.shape
Out[12]:
((360, 7), (360, 1))
B [13]:
# Размер тестовой выборки
```

```
((10 =)
```

Out[13]:

((40, 7), (40, 1))

X\_test.shape, Y\_test.shape

# Модель ближайших соседей для произвольного гиперпараметра К

```
B [14]:
```

```
# Решение задачи регрессии методом 2, 5 и 10 ближайших соседей
Regressor_2NN = KNeighborsRegressor(n_neighbors = 2)
Regressor_5NN = KNeighborsRegressor(n_neighbors = 5)
Regressor_10NN = KNeighborsRegressor(n_neighbors = 10)
print('Пример модели:\n', Regressor_10NN)
```

Пример модели:

KNeighborsRegressor(n\_neighbors=10)

#### B [15]:

```
Regressor_2NN.fit(X_train, Y_train)
Regressor_5NN.fit(X_train, Y_train)
Regressor_10NN.fit(X_train, Y_train)
target_2NN = Regressor_2NN.predict(X_test)
target_2Nt = Regressor_2NN.predict(X_train)
target_5NN = Regressor_5NN.predict(X_test)
target_5Nt = Regressor_5NN.predict(X_train)
target_10NN = Regressor_10NN.predict(X_test)
target_10Nt = Regressor_10NN.predict(X_train)
print('Пример предсказанных значений:\n', target_10NN[:7], '\n ...')
```

#### Пример предсказанных значений:

```
[[0.727]
```

[0.604]

[0.791]

[0.716]

[0.836]

[0.673]

[0.693]]

# Оценка качества регрессии (Метрики качества)

#### B [16]:

#### B [17]:

```
# Оценка средней квадратичной ошибки print('Средняя квадратичная ошибка для 2 ближайших соседей:',mean_squared_error(Y_test,targ print('Средняя квадратичная ошибка для 5 ближайших соседей:',mean_squared_error(Y_test,targ print('Средняя квадратичная ошибка для 10 ближайших соседей:',mean_squared_error(Y_test,targ
```

```
Средняя квадратичная ошибка для 2 ближайших соседей: 0.007520625
Средняя квадратичная ошибка для 5 ближайших соседей: 0.00567989999999999
Средняя квадратичная ошибка для 10 ближайших соседей: 0.005238600000000002
```

```
B [18]:
```

```
# Оценка коэффициента детерминации ргіпт('Коэффициент детерминации для 2 ближайших соседей:',r2_score(Y_test, target_2NN)) ргіпт('Коэффициент детерминации для 5 ближайших соседей:',r2_score(Y_test, target_5NN)) ргіпт('Коэффициент детерминации для 10 ближайших соседей:',r2_score(Y_test, target_10NN)) Коэффициент детерминации для 2 ближайших соседей: 0.7030912267195688 Коэффициент детерминации для 5 ближайших соседей: 0.775761703135641
```

## Построение модели с использованием кросс-валидации

Коэффициент детерминации для 10 ближайших соседей: 0.7931839043022532

```
B [19]:
```

```
scores_2NN = cross_val_score(KNeighborsRegressor(n_neighbors = 2), X, Y, cv=3, scoring= 'r2
# Значение метрики r2 для 3 фолдов
scores_2NN

Out[19]:
array([0.50930384, 0.42755203, 0.69734324])
```

#### B [20]:

```
# Усредненное значение метрики r2 для 3 фолдов np.mean(scores_2NN)
```

#### Out[20]:

0.5447330365138061

# Подбор гиперпараметра K с использованием GridSearchCV и кроссвалидации

Рассмотрим все количества ближайших соседей от 1 до 100, чтобы найти лучший результат. Возьмем 10 фолдов.

```
B [39]:
```

```
n_range = np.array(range(1, 289, 1))
tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
gs = GridSearchCV(KNeighborsRegressor(), tuned_parameters, cv=5, scoring='neg_mean_squared_
gs.fit(X_train, Y_train)
```

#### Out[39]:

```
GridSearchCV(cv=5, estimator=KNeighborsRegressor(),
              param_grid=[{'n_neighbors': array([ 1,
                                                          2,
                                                               3,
                                                                     4,
                                                                          5,
6,
               9, 10, 11, 12, 13,
          8,
                                        20,
                                             21,
                                                   22,
                                                        23,
                                                             24,
                                                                   25,
                                                                        26,
        14,
             15,
                   16,
                        17,
                             18,
                                   19,
             28,
        27,
                   29,
                        30,
                             31,
                                   32,
                                        33,
                                             34,
                                                   35,
                                                        36,
                                                             37,
                                                                   38,
                                                                        39,
                        43,
                             44,
                                   45,
                                        46,
                                                             50,
        40,
             41,
                   42,
                                             47,
                                                   48,
                                                        49,
                                                                   51,
                                                                        52,
             54,
                   55,
                        56,
                             57,
                                   58,
                                        59,
                                             60,
                                                        62,
                                                             63,
                                                                   64,
        53,
                                                   61,
                                                                        65,
        66,
             67,
                   68,
                        69,
                             70,
                                   71,
                                        72,
                                             73,
                                                   74,
                                                        75,
                                                             76,
                                                                   77,
                                                                        78,
        79,
             80,
                   81,
                        82,
                             83,
                                   84,
                                        85.
                                             86.
                                                   87,
                                                        88.
                                                             89.
                                                                   90.
                                                                        91.
        92...
       209, 210, 211, 212, 213, 214, 215, 216, 217, 218, 219, 220, 221,
       222, 223, 224, 225, 226, 227, 228, 229, 230, 231, 232, 233, 234,
       235, 236, 237, 238, 239, 240, 241, 242, 243, 244, 245, 246, 247,
       248, 249, 250, 251, 252, 253, 254, 255, 256, 257, 258, 259, 260,
       261, 262, 263, 264, 265, 266, 267, 268, 269, 270, 271, 272, 273,
       274, 275, 276, 277, 278, 279, 280, 281, 282, 283, 284, 285, 286,
       287, 288])}],
              scoring='neg_mean_squared_error')
```

#### B [40]:

```
gs_det = GridSearchCV(KNeighborsRegressor(), tuned_parameters, cv=10, scoring='r2')
gs_det.fit(X_train, Y_train)
print('Лучшая модель:\n', gs_det.best_estimator_)
print('\nЛучшее число ближайших соседей:\n',gs_det.best_params_)
print('\nЛучшее значение коэффициента детерминации:\n',gs_det.best_score_)
```

#### Лучшая модель:

KNeighborsRegressor(n\_neighbors=16)

```
Лучшее число ближайших соседей:
```

{'n\_neighbors': 16}

Лучшее значение коэффициента детерминации:

0.6875049320759745

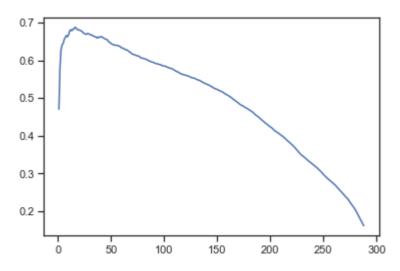
#### B [41]:

```
print('\nИзменение качества тестовой выборки в зависимости от кол-ва соседей:')
plt.plot(n_range, gs_det.cv_results_['mean_test_score'])
```

Изменение качества тестовой выборки в зависимости от кол-ва соседей:

#### Out[41]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x14d1eda6a60>]



# Сравним метрики качества исходной и оптимальной моделей

#### B [42]:

```
# Обучение модели и оценка качества с учетом подобранных гиперпараметров gs_det.best_estimator_.fit(X_train, Y_train) target3_0 = gs_det.best_estimator_.predict(X_train) target3_1 = gs_det.best_estimator_.predict(X_test)
```

#### B [43]:

```
# Новое качество модели r2_score(Y_train, target3_0), r2_score(Y_test, target3_1)
```

#### Out[43]:

(0.7464542346431304, 0.788148616621759)

#### B [44]:

```
# Качество модели до подбора гиперпараметров (10) r2_score(Y_train, target_10Nt), r2_score(Y_test, target_10NN)
```

#### Out[44]:

(0.7574355321123712, 0.7931839043022532)

## B [45]:

```
# Качество модели до подбора гиперпараметров (2) r2_score(Y_train, target_2Nt), r2_score(Y_test, target_2NN)
```

### Out[45]:

(0.881318879391868, 0.7030912267195688)