

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана
Факультет «Информатика и системы управления»
Кафедра «Автоматизированные системы обработки информации и
управления»



Отчет
Лабораторная работа № 3
По курсу «Технологии машинного обучения»

ИСПОЛНИТЕЛЬ:

Группа ИУ5-61Б

Овчинников С.С.

"16" мая 2021 г.

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:

Гапанюк Ю.Е.

"__" _____ 2021 г.

Москва 2021

1. Задание

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

2. Скрины jupyter notebook

ЛР3 Овчинников Степан

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
In [2]: import numpy as np
import pandas as pd
from typing import Dict, Tuple
from scipy import stats
from sklearn.datasets import load_iris, load_boston
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 plot_confusion_matrix
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score, classification_report
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, mean_squared_log_error, median_absolute_error, r2_score
from sklearn.metrics import roc_curve, roc_auc_score
import seaborn as sns
from sklearn.model_selection import learning_curve
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
In [3]: from sklearn.model_selection import KFold, RepeatedKFold, LeaveOneOut, LeavePOut, ShuffleSplit, StratifiedKFold
```

```
In [4]: from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
In [5]: # чтение обучающей выборки
data = pd.read_csv('train.csv')
```

```
In [6]: # уберем непонятный для нас параметр, чтобы он не мешал в будущем
data.drop(['Name', 'Sex', 'Ticket', 'Embarked', 'Cabin', 'PassengerId', 'Parch'], axis = 1, inplace = True)
```

```
In [7]: data
```

```
Out[7]:
```

	Survived	Pclass	Age	SibSp	Fare
0	0	3	22.0	1	7.2500
1	1	1	38.0	1	71.2833
2	1	3	26.0	0	7.9250
3	1	1	35.0	1	53.1000
4	0	3	35.0	0	8.0500
...
886	0	2	27.0	0	13.0000
887	1	1	19.0	0	30.0000
888	0	3	NaN	1	23.4500
889	1	1	26.0	0	30.0000
890	0	3	32.0	0	7.7500

891 rows x 5 columns

```
In [8]: data = data.fillna(1)
data.head()
```

Out[8]:

	Survived	Pclass	Age	SibSp	Fare
0	0	3	22.0	1	7.2500
1	1	1	38.0	1	71.2833
2	1	3	26.0	0	7.9250
3	1	1	35.0	1	53.1000
4	0	3	35.0	0	8.0500

```
In [9]: parts = np.split(data, [4,5], axis=1)
X = parts[0]
Y = parts[1]
print('Входные данные:\n\n', X.head(), '\n\nВыходные данные:\n\n', Y.head())
```

Входные данные:

	Survived	Pclass	Age	SibSp
0	0.0	3.0	22.0	1.0
1	1.0	1.0	38.0	1.0
2	1.0	3.0	26.0	0.0
3	1.0	1.0	35.0	1.0
4	0.0	3.0	35.0	0.0

Выходные данные:

	Fare
0	7.2500
1	71.2833
2	7.9250
3	53.1000
4	8.0500

In []:

Разделение выборки

```
In [10]: X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.03)
```

```
In [11]: print('Входные параметры обучающей выборки:\n\n',X_train.head(), \
'\n\nВходные параметры тестовой выборки:\n\n', X_test.head(), \
'\n\nВыходные параметры обучающей выборки:\n\n', Y_train.head(), \
'\n\nВыходные параметры тестовой выборки:\n\n', Y_test.head())
```

Входные параметры обучающей выборки:

	Survived	Pclass	Age	SibSp
479	1.0	3.0	2.0	0.0
303	1.0	2.0	1.0	0.0
616	0.0	3.0	34.0	1.0
43	1.0	2.0	3.0	1.0
596	1.0	2.0	1.0	0.0

Входные параметры тестовой выборки:

	Survived	Pclass	Age	SibSp
795	0.0	2.0	39.0	0.0
486	1.0	1.0	35.0	1.0
378	0.0	3.0	20.0	0.0
638	0.0	3.0	41.0	0.0
631	0.0	3.0	51.0	0.0

Выходные параметры обучающей выборки:

	Fare
479	12.2875
303	12.3500
616	14.4000
43	41.5792
596	33.0000

	Fare
795	13.0000
486	90.0000
378	4.0125
638	39.6875
631	7.0542

```
[12]: # Проверим правильность разделения выборки на тестовую и обучающую. Посмотрим на размеры матриц.
print(X_train.shape)
print(X_test.shape)
print(Y_train.shape)
print(Y_test.shape)

(864, 4)
(27, 4)
(864, 1)
(27, 1)
```

Модель ближайших соседей для произвольного гиперпараметра K

```
[13]: from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
```

```
[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\n', Regressor_10NN)
```

Пример модели:

```
KNeighborsRegressor(n_neighbors=10)
```

```
[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_5NN = Regressor_5NN.predict(X_test)
target_10NN = Regressor_10NN.predict(X_test)
print('Пример предсказанных значений:\n\n', target_10NN[:5], '\n ...')
```

Пример предсказанных значений:

```
[[ 28.32208]
 [164.17042]
 [  8.46292]
 [  9.6975 ]
 [ 12.2875 ]]
...
```

Оценка качества регрессии (Метрики качества)

```
[16]: from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, median_absolute_error, r2_score, accuracy_score
```

```
[17]: # Оценка средней абсолютной ошибки
print('Средняя абсолютная ошибка для 2 ближайших соседей:', mean_absolute_error(Y_test, target_2NN))
print('Средняя абсолютная ошибка для 5 ближайших соседей:', mean_absolute_error(Y_test, target_5NN))
print('Средняя абсолютная ошибка для 10 ближайших соседей:', mean_absolute_error(Y_test, target_10NN))
```

Средняя абсолютная ошибка для 2 ближайших соседей: 31.472988888888896
Средняя абсолютная ошибка для 5 ближайших соседей: 32.95771037037037
Средняя абсолютная ошибка для 10 ближайших соседей: 28.203220740740743

```

B [18]: # Оценка средней квадратичной ошибки
print('Средняя квадратичная ошибка для 2 ближайших соседей:', mean_squared_error(Y_test, target_2NN))
print('Средняя квадратичная ошибка для 5 ближайших соседей:', mean_squared_error(Y_test, target_5NN))
print('Средняя квадратичная ошибка для 10 ближайших соседей:', mean_squared_error(Y_test, target_10NN))

```

Средняя квадратичная ошибка для 2 ближайших соседей: 3387.3015781846297
 Средняя квадратичная ошибка для 5 ближайших соседей: 3109.495564188845
 Средняя квадратичная ошибка для 10 ближайших соседей: 2783.484921866741

```

B [19]: # Оценка коэффициента детерминации
print('Коэффициент детерминации для 2 ближайших соседей:', r2_score(Y_test, target_2NN))
print('Коэффициент детерминации для 5 ближайших соседей:', r2_score(Y_test, target_5NN))
print('Коэффициент детерминации для 10 ближайших соседей:', r2_score(Y_test, target_10NN))

```

Коэффициент детерминации для 2 ближайших соседей: 0.05190108947129313
 Коэффициент детерминации для 5 ближайших соседей: 0.1296584349967852
 Коэффициент детерминации для 10 ближайших соседей: 0.22090815946482977

```

B [20]: ## Grid Search (решетчатый поиск)

```

```

B [21]: from sklearn.model_selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV

```

Подбор гиперпараметров

GridSearch через среднюю квадратичную ошибку

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

```

B [22]: from sklearn.model_selection import GridSearchCV
n_range = np.array(range(1, 101, 1))
tuned_parameters = [{'n_neighbors': n_range}]
gs = GridSearchCV(KNeighborsRegressor(), tuned_parameters, cv=10, scoring='neg_mean_squared_error')
gs.fit(X_train, Y_train)

```

```

Out[22]: GridSearchCV(cv=10, estimator=KNeighborsRegressor(),
    param_grid=[{'n_neighbors': array([ 1,  2,  3,  4,  5,  6,  7,  8,  9, 10, 11, 12, 13,
    14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26,
    27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39,
    40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52,
    53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 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, 93, 94, 95, 96, 97, 98, 99, 100])}],
    scoring='neg_mean_squared_error')

```

```

B [23]: print('Лучшая модель:\n\n', gs.best_estimator_)
print('\nЛучшее число ближайших соседей:\n\n', gs.best_params_)
print('\nЛучшее значение средней квадратичной ошибки:\n\n', gs.best_score_)

```

Лучшая модель:

```
KNeighborsRegressor(n_neighbors=8)
```

Лучшее число ближайших соседей:

```
{'n_neighbors': 8}
```

Лучшее значение средней квадратичной ошибки:

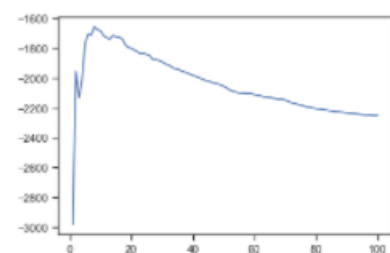
```
-1655.7751426739488
```

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

```

Out[24]: [matplotlib.lines.Line2D at 0x2d2eeb31340]

```



GridSearch через коэффициент детерминации

```

B [25]: gs_det = GridSearchCV(KNeighborsRegressor(), tuned_parameters, cv=10, scoring='r2')
gs_det.fit(X_train, Y_train)
print('Лучшая модель:\n\n', gs_det.best_estimator_)
print('\nЛучшее число ближайших соседей:\n\n', gs_det.best_params_)
print('\nЛучшее значение коэффициента детерминации:\n\n', gs_det.best_score_)
print('\nИзменение качества тестовой выборки в зависимости от кол-ва соседей:\n')
plt.plot(n_range, gs_det.cv_results_['mean_test_score'])

```

Лучшая модель:

```
KNeighborsRegressor(n_neighbors=8)
```

Лучшее число ближайших соседей:

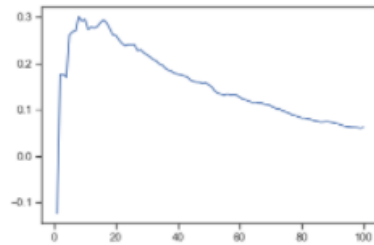
```
{'n_neighbors': 8}
```

Лучшее значение коэффициента детерминации:

```
0.30087762001100127
```

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

Out[25]: [matplotlib.lines.Line2D at 0x2d2eee4d850]



Кросс-валидация

```
In [26]: from sklearn.model_selection import cross_val_score
scores_2NN = cross_val_score(KNeighborsRegressor(n_neighbors = 2), X, Y, cv=5, scoring= 'r2')
scores_5NN = cross_val_score(KNeighborsRegressor(n_neighbors = 5), X, Y, cv=5, scoring= 'r2')
scores_10NN = cross_val_score(KNeighborsRegressor(n_neighbors = 10), X, Y, cv=5, scoring = 'r2')
scores_50NN = cross_val_score(KNeighborsRegressor(n_neighbors = 50), X, Y, cv=5, scoring = 'r2')
scores_100NN = cross_val_score(KNeighborsRegressor(n_neighbors = 100), X, Y, cv=5, scoring = 'r2')
print('Пример значений коэф. детерминации для 5 фолдов для метода 10 ближайших соседей: \n', scores_10NN, '\n\n')
print('Усредненное значение коэффициента детерминации для:\n')
print('- 2 ближайших соседей:', np.mean(scores_2NN), '\n')
print('- 5 ближайших соседей:', np.mean(scores_5NN), '\n')
print('- 10 ближайших соседей:', np.mean(scores_10NN), '\n')
print('- 50 ближайших соседей:', np.mean(scores_50NN), '\n')
print('- 100 ближайших соседей:', np.mean(scores_100NN), '\n')
```

Пример значений коэф. детерминации для 5 фолдов для метода 10 ближайших соседей:
[0.34166201 0.38655715 0.14117213 0.28452217 0.2883947]

Усредненное значение коэффициента детерминации для:

- 2 ближайших соседей: 0.18694561138232885
- 5 ближайших соседей: 0.23548126907370337
- 10 ближайших соседей: 0.28846163209364245
- 50 ближайших соседей: 0.13534843218545478
- 100 ближайших соседей: 0.05880772437701802