### Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

Факультет «Информатика и системы управления»

Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»

Курс «Технологии машинного обучения» Лабораторная работа №3

> Выполнил: студент группы ИУ5-63Б Комаров Д. С.

> > Проверил: Гапанюк Ю. Е.

#### Ход работы:

# Подключение библиотек, загрузка и очистка датасета, кодирование категориальных признаков

```
import pandas as pd
import numpy as np
import time
from sklearn.model selection import train test split, GridSearchCV,
RandomizedSearchCV, KFold, cross_val_score
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
from sklearn.metrics import accuracy score
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor, KNeighborsClassifier
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, StandardScaler
from matplotlib import pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error,
from warnings import simplefilter
simplefilter('ignore')
data = pd.read_csv("sample_data/HousingData.csv")
data.head()
{"summary":"{\n \"name\": \"data\",\n \"rows\": 506,\n \"fields\": [\n
{\n \"column\": \"CRIM\",\n \"properties\": {\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 8.720191850151599,\n
\"min\": 0.00632,\n
                        \"max\": 88.9762,\n
                                \"samples\": [\n
\"num unique values\": 484,\n
                                                    15.1772,\n
                                ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
0.2896,\n
           0.08308\n
\"description\": \"\"\n
                        }\n },\n {\n \"column\": \"ZN\",\n
                        \"dtype\": \"number\",\n \"std\":
\"properties\": {\n \"dtype\": \"number\",\n \"std\": 23.388876146265478,\n \"min\": 0.0,\n \"max\": 100.0,\n
\"num_unique_values\": 26,\n \"samples\": [\n
30.0,\n
                            ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
               18.0\n
\"description\": \"\"\n
                                               \"column\":
                         }\n },\n {\n
\"INDUS\",\n \"properties\": {\n
                                        \"dtype\": \"number\",\n
\"std\": 6.83589649864144,\n\\"min\": 0.46,\n\\"max\":
27.74,\n \"num_unique_values\": 76,\n \"samples\": [\n
8.14,\n
             1.47,\n 1.22\n
                                           ],\n
\"semantic_type\": \"\",\n
                             \"description\": \"\"\n
                                                         }\n
                                                               },\n
{\n \"column\": \"CHAS\",\n \"properties\": {\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 0.2553404809065679,\n
              \"min\": 0.0,\n
\"samples\": [\n
                           \"description\": \"\"\n
\"semantic_type\": \"\",\n
                                                        }\n },\n
{\n \"column\": \"NOX\",\n \"properties\": {\n
                                                        \"dtype\":
\"number\",\n
                 \"std\": 0.11587767566755595,\n \"min\":
0.385,\n
              \"max\": 0.871,\n \"num_unique_values\": 81,\n
\"samples\": [\n
                      0.401, n
                                        0.538\n
                                                     ],\n
```

```
}\n },\n
                                                 \"dtype\":
\"number\",\n
           \"std\": 0.7026171434153233,\n
                                              \"min\":
            \"max\": 8.78,\n \"num_unique_values\": 446,\n
3.561,\n
\"samples\": [\n 6.849,\n
                                  4.88\n
                                             ],\n
\"semantic_type\": \"\",\n \"description\": \"\"\n
                                                 }\n
                                                       },\n
{\n \"column\": \"AGE\",\n \"properties\": {\n
                                                 \"dtype\":
\"number\",\n \"std\": 27.99951300509237,\n
                                             \"min\": 2.9,\n
\"max\": 100.0,\n \"num unique values\": 348,\n
                                             \"samples\":
                       88.4\n
                                            \"semantic type\":
         82.8,\n
                                  ],\n
         \"description\": \"\"\n
                                        },\n
                                  }\n
                                              {\n
                                           \"dtype\":
\"column\": \"DIS\",\n \"properties\": {\n
\"number\",\n \"std\": 2.105710126627611,\n
                                             \"min\":
             \"max\": 12.1265,\n \"num_unique_values\": 412,\n
1.1296,\n
\"samples\": [\n
              2.2955,\n
                                  4.2515\n ],\n
\"semantic_type\": \"\",\n
                         \"description\": \"\"\n
                                                      },\n
                             \"properties\": {\n
{\n \"column\": \"RAD\",\n
                                                  \"dtype\":
\"number\",\n \"std\": 8,\n \"min\": 1,\n
                                                 \"max\":
          \"num_unique_values\": 9,\n \"samples\": [\n
24,\n
7,\n
          2\n ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
\"description\": \"\"\n }\n
                            },\n {\n \"column\":
                                  \"dtype\": \"number\",\n
\"TAX\",\n \"properties\": {\n
\"std\": 168,\n \"min\": 187,\n \"max\": 711,\n
\"num_unique_values\": 66,\n \"samples\": [\n
                                                 370,\n
666\n ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
\"description\": \"\n }\n {\n \"column\":
\"PTRATIO\",\n \"properties\": {\n \"dtype\": \"number\",\n
\"std\": 2.1649455237144406,\n \"min\": 12.6,\n \"max\":
22.0,\n
           \"num_unique_values\": 46,\n \"samples\": [\n
                                 \"semantic_type\": \"\",\n
19.6,\n
            15.6\n ],\n
                      }\n },\n {\n \"column\": \"B\",\n
\"description\": \"\"\n
\"properties\": {\n
91.29486438415783,\n
                     \"dtype\": \"number\",\n \"std\":
                     \"min\": 0.32,\n \"max\": 396.9,\n
\"num_unique_values\": 357,\n \"samples\": [\n
                                                 396.24,\n
       ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
395.11\n
\"description\": \"\"\n
                      }\n },\n {\n \"column\":
\"LSTAT\",\n \"properties\": {\n
                                   \"dtype\": \"number\",\n
\"std\": 7.155870815805251,\n \"min\": 1.73,\n \"max\":
37.97,\n
            \"num_unique_values\": 438,\n \"samples\": [\n
                                  \"semantic_type\": \"\",\n
26.64,\n
             7.51\n ],\n
{\n \"column\":
\"MEDV\",\n \"properties\": {\n \"dtype\": \"number\",\n
\"std\": 9.197104087379818,\n \"min\": 5.0,\n \"max\":
           \"num_unique_values\": 229,\n \"samples\": [\n
50.0,\n
14.1,\n 22.5\n ],\n
                                 \"semantic_type\": \"\",\n
\"description\": \"\"\n
                      }\n
                           }\n
]\n}","type":"dataframe","variable_name":"data"}
```

CRIM: средняя преступность на душу населения в городе.

ZN: доля земли, зарезервированной под участки более 25 000 кв.футов.

INDUS: доля неторговых бизнес-акров на город.

CHAS: переменная Charles River (равна 1, если участок граничит с рекой; 0 в противном случае).

NOX: концентрация нитритных оксидов (части на 10 миллионов).

RM: среднее количество комнат в жилье.

AGE: доля домов, построенных до 1940 года.

DIS: взвешенные расстояния до пяти центров занятости в Бостоне.

RAD: индекс доступности к радиальным автомагистралям.

ТАХ: средний налоговый ставка на недвижимость на \$10 000.

PTRATIO: соотношение учеников к учителям в городе.

B: 1000(Bk - 0.63)<sup>2</sup>, где Bk - доля чернокожих в городе.

LSTAT: процент населения с низким социальным статусом.

## **MEDV:** медианная стоимость дома с собственником в тысячах долларов

```
data.isna().sum()
CRIM
           20
           20
ΖN
INDUS
           20
CHAS
           20
NOX
            0
RM
           20
AGE
DIS
            0
RAD
TAX
PTRATIO
            0
LSTAT
           20
MEDV
dtype: int64
data.fillna(data.mean(), inplace=True)
data.isna().sum()
CRIM
           0
ΖN
           0
```

```
CHAS
        0
NOX
        0
RM
        0
AGE
        0
        0
DIS
        0
RAD
TAX
        0
        0
PTRATIO
        0
LSTAT
        0
MEDV
        0
dtype: int64
Разделение выборки на обучающую и на тестовую
y = data['MEDV']
X = data.drop('MEDV', axis=1)
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
random_state=3)
x train
{"summary":"{\n \"name\": \"x_train\",\n \"rows\": 354,\n \"fields\":
[\n {\n \"column\": \"CRIM\",\n \"properties\": {\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 9.14837363066627,\n
\"min\": 0.00632,\n \"max\": 88.9762,\n
\"column\": \"ZN\",\n \"properties\": {\n
                                      \"dtype\":
\"number\",\n \"std\": 21.547884632260175,\n \"min\": 0.0,\n
\"max\": 95.0,\n \"num unique values\": 25,\n
                                            \"samples\":
         25.0,\n
                      17.5,\n
                                             ],\n
[\n
                                   0.0\n
\"semantic_type\": \"\",\n \"description\": \"\"\n
                                               }\n
      \"column\": \"INDUS\",\n \"properties\": {\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 6.699616840339832,\n
\"min\": 0.46,\n \"max\": 27.74,\n \"num_unique_values\":
                             12.83,\n
70,\n \"samples\": [\n
}\n
                                                    },\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 0.25627098791956593,\n
\"min\": 0.0,\n \"max\": 1.0,\n
                                  \"num_unique_values\": 3,\n
\"samples\": [\n
                 0.0,\n
                               1.0, n
                           \"semantic_type\": \"\",\n
0.06995884773662552\n
                     ],\n
\"description\": \"\"\n
                     }\n },\n {\n \"column\":
\"NOX\",\n \"properties\": {\n \"dtype\": \"number\",\n
\"std\": 0.1161843695919214,\n \"min\": 0.385,\n \"max\":
0.871,\n \"num_unique_values\": 78,\n \"samples\": [\n
0.538,\n
            0.77,\n 0.507\n
                                    ],\n
\"semantic_type\": \"\",\n
}\n },\n
                                              \"dtype\":
\"number\",\n \"std\": 0.6852887295815093,\n \"min\":
3.561,\n
            \"max\": 8.704,\n \"num_unique_values\": 331,\n
                                              6.083\n
```

7.333,\n

\"samples\": [\n 6.389,\n

INDUS

```
\"semantic_type\": \"\",\n \"description\": \"\"\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 27.0296133386822,\n
\"min\": 2.9,\n \"max\": 100.0,\n \"num unique values\":
                      \"samples\": [\n
                                                             54.3,\n
                                                                                           47.4,\n
                      ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
89.8\n
{\n \"column\":
\"DIS\",\n \"properties\": {\n
                                                                     \"dtype\": \"number\",\n
\"std\": 2.108527072163094,\n \"min\": 1.1296,\n \"max\":
                           \"num_unique_values\": 304,\n
                                                                                   \"samples\": [\n
12.1265,\n
                                                           7.6534\n
1.5184,\n 3.0923,\n \"semantic_type\": \"\",\n \"
                                                                                       ],\n
                                                    \"description\": \"\"\n
                                                                                                    }\n },\n
{\n \"column\": \"RAD\",\n \"properties\": {\n
                                                                                                     \"dtype\":
\"number\",\n \"std\": 8,\n
                                                           \"min\": 1,\n
                                                                                                   \"max\":
24,\n \"num_unique_values\": 9,\n \"samples\": [\n
                      2,\n 8\n ],\n
                                                                                \"semantic type\":
1,\n
\"column\": \"TAX\",\n \"properties\": {\n \"dtype\\"number\".\n \"c+d\": 160 \
                                                                                        \"dtype\":
\"number\",\n \"std\": 169,\n \"min\": 187,\n \"max\": 711,\n \"num_unique_values\": 59,\n \ [\n 666,\n 224,\n 255\n ],
                                                                                              \"samples\":
                                                                                            ],\n
\"semantic_type\": \"\",\n \"description\": \"\"\n
                                                                                                   }\n
                                                                                                                },\n
{\n \"column\": \"PTRATIO\",\n \"properties\": {\n
\"dtype\": \"number\",\n \"std\": 2.1730352765252476,\n
\"min\": 12.6,\n \"max\": 22.0,\n \"num_unique_values\":
                     \"samples\": [\n
                                                            18.3,\n
                                                                                        15.6,\n
20.1\n
                     ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
                                            \"description\": \"\"\n
\"properties\": {\n
                                           \"dtype\": \"number\",\n \"std\":
90.77246808376455,\n\"min\": 0.32,\n\"max\": 396.9,\n
\"num_unique_values\": 250,\n
                                                        \"samples\": [\n 331.29,\n
392.78,\n 379.41\n
                                                       ],\n \"semantic_type\": \"\",\n
\label{lem:local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local_local
\"std\": 7.039317796526101,\n \"min\": 1.92,\n \"max\":
                        \"num_unique_values\": 319,\n \"samples\": [\n
37.97,\n
13.59,\n 9.55,\n 9.62\n ],\n \"semantic_type\": \"\",\n \"description\": \"\"\n }\n
]\n}","type":"dataframe","variable_name":"x_train"}
# Размер обучающей выборки
x_train.shape, y_train.shape
((354, 13), (354,))
# Размер тестовой выборки
x_test.shape, y_test.shape
((152, 13), (152,))
# Создание модели с k=5 соседями
knn model = KNeighborsRegressor(n neighbors=5)
# Обучение модели на обучающих данных
knn model.fit(x train, y train)
```

```
# Прогнозирование на тестовых данных
y pred = knn model.predict(x test)
# коэффициент детерминации
print(f"R^2: {r2_score(y_test, y_pred)}")
# среднеквадратичная ошибка
print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, y_pred)}")
# средняя абсолютная ошибка
print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, y_pred)}")
R^2: 0.3944921792280742
MSE: 47.623471052631565
MAE: 5.030131578947368
knn_model = KNeighborsRegressor(n_neighbors=4)
# Обучение модели на обучающих данных
knn_model.fit(x_train, y_train)
# Прогнозирование на тестовых данных
y_pred = knn_model.predict(x_test)
# коэффициент детерминации
print(f"R^2: {r2_score(y_test, y_pred)}")
# среднеквадратичная ошибка
print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, y_pred)}")
# средняя абсолютная ошибка
print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, y_pred)}")
R^2: 0.38937612423899104
MSE: 48.025851151315784
MAE: 4.977796052631579
knn_model = KNeighborsRegressor(n_neighbors=11)
# Обучение модели на обучающих данных
knn_model.fit(x_train, y_train)
# Прогнозирование на тестовых данных
y_pred = knn_model.predict(x_test)
# коэффициент детерминации
print(f"R^2: {r2_score(y_test, y_pred)}")
# среднеквадратичная ошибка
print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, y_pred)}")
# средняя абсолютная ошибка
print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, y_pred)}")
R^2: 0.38314945247469157
MSE: 48.51558177468465
MAE: 5.013277511961722
```

## Произведите подбор гиперпараметра K с использованием GridSearchCV и RandomizedSearchCV

```
# Определение модели KNeighborsRegressor
knn = KNeighborsRegressor()
# Определение гиперпараметров, которые будут тестироваться
param_grid = {'n_neighbors': np.arange(1, 100)}
# Инициализация GridSearchCV
grid search = GridSearchCV(knn, param grid, cv=5,
scoring='neg_mean_squared_error')
# Обучение GridSearchCV
grid_search.fit(x_train, y_train)
# Вывод лучших гиперпараметров и оценки качества
print("Лучшие гиперпараметры для GridSearchCV:",
grid search.best_params_)
print("Лучшая оценка для GridSearchCV:", -grid_search.best_score_)
Лучшие гиперпараметры для GridSearchCV: {'n_neighbors': 4}
Лучшая оценка для GridSearchCV: 46.96485802313883
# Инициализация RandomizedSearchCV
random_search = RandomizedSearchCV(knn, param_distributions=param_grid,
n_iter=10, cv=5, scoring='neg_mean_squared_error', random_state=42)
# Обучение RandomizedSearchCV
random search.fit(x train, y train)
# Вывод лучших гиперпараметров и оценки качества
print("Лучшие гиперпараметры для RandomizedSearchCV:",
random search.best params )
print("Лучшая оценка для RandomizedSearchCV:", -random search.best score )
Лучшие гиперпараметры для RandomizedSearchCV: {'n neighbors': 11}
Лучшая оценка для RandomizedSearchCV: 53.48128490280527
# Оценка качества оптимальной модели с использованием кросс-валидации
kf = KFold(n splits=5, shuffle=True, random state=42)
grid scores = cross val score(grid search.best estimator , x train,
y_train, cv=kf, scoring='neg_mean_squared_error')
print("Оценка качества оптимальной модели с использованием
кросс-валидации:", np.mean(-grid_scores))
random_scores = cross_val_score(random_search.best_estimator_, x_train,
y_train, cv=kf, scoring='neg_mean_squared error')
print("Оценка качества оптимальной модели с использованием
кросс-валидации:", np.mean(-random_scores))
Оценка качества оптимальной модели с использованием кросс-валидации:
```

49.121765392354135

Оценка качества оптимальной модели с использованием кросс-валидации: 49.33459348820194