Алёшин Александр Денисович ИУ5-63Б

РК №2 по ТМО по теме "Методы построения моделей машинного обучения"

Вариант 1

Задание: для заданного набора данных постройте модели классификации или регрессии (в зависимости от конкретной задачи, рассматриваемой в наборе данных). Для построения моделей используйте методы 1 и 2 (по варианту для Вашей группы). Оцените качество моделей на основе подходящих метрик качества (не менее двух метрик). Какие метрики качества Вы использовали и почему? Какие выводы Вы можете сделать о качестве построенных моделей? Для построения моделей необходимо выполнить требуемую предобработку данных: заполнение пропусков, кодирование категориальных признаков, и т.д.

Методы: 1-Дерево решений, 2-Случайный лес

По заданию буду использовать Dataset "boston".

```
In [16]:
           import numpy as np
           import pandas as pd
           import seaborn as sns
           import matplotlib.pyplot as plt
           from sklearn.datasets import load boston
           %matplotlib inline
           sns.set(style="ticks")
In [45]:
           from sklearn.datasets import load boston
           boston = load_boston()
           data = pd.read_csv('housing_data1.txt', sep="\s+|\t+|\s+\t+|\t+\s+", engine = 'pytho
In [26]:
           data.head()
Out[26]:
               CRIM
                      ZN INDUS CHAS
                                                     AGE
                                                             DIS RAD
                                                                         TAX PTRATIO
                                                                                            B LSTAT I
                                         NOX
                                                 RM
                                               6.575
          0.00632
                     18.0
                             2.31
                                        0.538
                                                      65.2 4.0900
                                                                        296.0
                                                                                   15.3 396.90
                                                                                                 4.98
             0.02731
                      0.0
                             7.07
                                         0.469
                                               6.421
                                                      78.9 4.9671
                                                                        242.0
                                                                                  17.8 396.90
                                                                                                 9.14
            0.02729
                      0.0
                             7.07
                                               7.185
                                                     61.1 4.9671
                                                                        242.0
                                                                                  17.8 392.83
                                                                                                 4.03
                                        0.469
             0.03237
                      0.0
                             2.18
                                         0.458
                                               6.998
                                                      45.8 6.0622
                                                                        222.0
                                                                                       394.63
                                                                                                 2.94
             0.06905
                      0.0
                             2.18
                                        0.458
                                              7.147
                                                     54.2 6.0622
                                                                        222.0
                                                                                   18.7 396.90
                                                                                                 5.33
In [27]:
           # определим тип данных
           type(boston)
          sklearn.utils.Bunch
Out[27]:
In [28]:
           boston.keys()
```

Out[28]: dict_keys(['data', 'target', 'feature_names', 'DESCR', 'filename']) In [29]: # название столбцов возьмем из boston.feature_names boston_df = pd.DataFrame(boston.data, columns = boston.feature_names) # выведем первые пять районов с помощью функции head() boston_df.head() INDUS CHAS NOX DIS RAD TAX PTRATIO Out[29]: **CRIM** ZN RM AGE **B** LSTAT 0.00632 18.0 2.31 0.0 0.538 6.575 65.2 4.0900 1.0 296.0 15.3 396.90 4.98 0.02731 0.0 7.07 0.0 0.469 6.421 78.9 4.9671 2.0 242.0 17.8 396.90 9.14 2 0.02729 0.0 7.07 0.0 0.469 7.185 61.1 4.9671 2.0 242.0 17.8 392.83 4.03 0.03237 0.0 2.18 0.0 0.458 6.998 45.8 6.0622 3.0 222.0 18.7 394.63 2.94 0.06905 0.0 2.18 0.0 0.458 7.147 54.2 6.0622 3.0 222.0 18.7 396.90 5.33 In [30]: # теперь добавим в таблицу целевую переменную и назовем ее MEDV boston_df['MEDV'] = boston.target # снова воспользуемся функцией head() boston df.head() INDUS CHAS **CRIM** ΖN NOX RM AGE DIS RAD TAX PTRATIO B LSTAT I Out[30]: 0.00632 18.0 2.31 0.538 6.575 65.2 4.0900 296.0 15.3 396.90 4.98 0.0 1.0 0.02731 0.0 7.07 0.0 0.469 6.421 78.9 4.9671 2.0 242.0 17.8 396.90 9.14 0.02729 7.07 0.0 0.469 7.185 242.0 17.8 392.83 0.0 61.1 4.9671 2.0 4.03 0.03237 0.0 2.18 0.0 0.458 6.998 45.8 6.0622 3.0 222.0 18.7 394.63 2.94 0.06905 0.0 0.458 7.147 54.2 6.0622 3.0 222.0 18.7 396.90 5.33 0.0 2.18 In [31]: # посмотрим с каким типом переменных нам предстоит работать # для этого есть метод .info() boston_df.info() <class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 506 entries, 0 to 505 Data columns (total 14 columns): Column Non-Null Count Dtype # _ _ _ 0 CRIM 506 non-null float64 1 ΖN 506 non-null float64 float64 2 **INDUS** 506 non-null 3 CHAS 506 non-null float64 4 NOX 506 non-null float64 5 506 non-null float64 RM 6 AGE 506 non-null float64 7 506 non-null float64 DIS 8 506 non-null float64 RAD 9 TAX 506 non-null float64 float64 10 **PTRATIO** 506 non-null float64 11 506 non-null В 506 non-null float64 12 **LSTAT**

13 MEDV 506 non-null float64 dtypes: float64(14)

memory usage: 55.5 KB

In [32]: boston_df.describe().round(2)

```
CRIM
                              ZN INDUS
                                           CHAS
                                                     NOX
                                                              RM
                                                                      AGE
                                                                              DIS
                                                                                     RAD
                                                                                              TAX PTRATIO
Out[32]:
                  506.00 506.00
                                    506.00
                                           506.00
                                                   506.00 506.00
                                                                    506.00 506.00
                                                                                   506.00 506.00
                                                                                                      506.00 506.0
           count
                                                                     68.57
                                                                                                       18.46 356.6
                            11.36
                                                      0.55
                                                                              3.80
                                                                                      9.55 408.24
            mean
                     3.61
                                     11.14
                                              0.07
                                                              6.28
              std
                     8.60
                            23.32
                                      6.86
                                              0.25
                                                      0.12
                                                              0.70
                                                                     28.15
                                                                              2.11
                                                                                      8.71 168.54
                                                                                                        2.16
                                                                                                               91.2
                     0.01
                             0.00
                                     0.46
                                              0.00
                                                      0.38
                                                              3.56
                                                                      2.90
                                                                              1.13
                                                                                      1.00 187.00
                                                                                                       12.60
                                                                                                                0.3
             min
             25%
                     0.08
                             0.00
                                      5.19
                                              0.00
                                                      0.45
                                                              5.89
                                                                    45.02
                                                                              2.10
                                                                                      4.00 279.00
                                                                                                       17.40 375.3
             50%
                     0.26
                             0.00
                                     9.69
                                              0.00
                                                      0.54
                                                              6.21
                                                                    77.50
                                                                                      5.00 330.00
                                                                                                       19.05 391.4
                                                                              3.21
             75%
                     3.68
                            12.50
                                     18.10
                                              0.00
                                                      0.62
                                                              6.62
                                                                     94.07
                                                                              5.19
                                                                                     24.00 666.00
                                                                                                       20.20
                                                                                                              396.2
                    88.98 100.00
                                     27.74
                                              1.00
                                                      0.87
                                                              8.78 100.00
                                                                             12.13
                                                                                     24.00 711.00
                                                                                                       22.00 396.9
             max
```

```
In [33]:
          boston_df.isnull().sum()
                     0
         CRIM
Out[33]:
          ΖN
                     0
          INDUS
                     0
         CHAS
                     0
         NOX
                     0
         RM
                     a
         AGE
                     0
         DIS
                     0
         RAD
                     0
         TAX
                     0
         PTRATIO
                     0
         В
                     0
         LSTAT
                     0
         MEDV
                     0
         dtype: int64
In [34]:
          # подготовим данные (поместим столбцы датафрейма в переменные)
          x1 = boston_df['LSTAT']
          x2 = boston df['RM']
          y = boston_df['MEDV']
          # зададим размер и построим первый график
          plt.figure(figsize = (10,6))
          plt.scatter(x1, y)
          # добавим подписи
          plt.xlabel('Процент населения с низким социальным статусом', fontsize = 15)
          plt.ylabel('Медианная цена недвижимости, тыс. долларов', fontsize = 15)
          plt.title('Социальный статус населения и цены на жилье', fontsize = 18)
```

Out[34]: Text(0.5, 1.0, 'Социальный статус населения и цены на жилье')

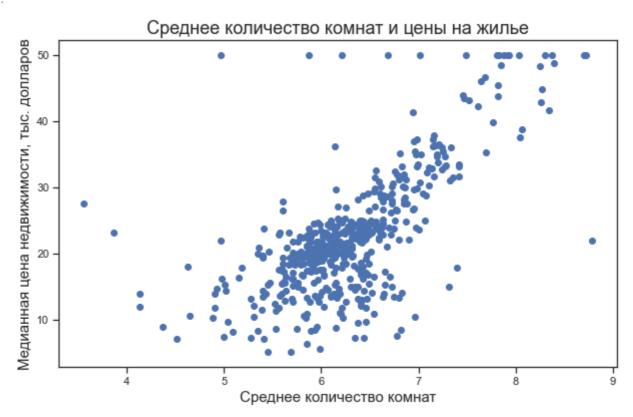




```
In [35]: # зададим размер и построим второй график
plt.figure(figsize = (10,6))
plt.scatter(x2, y)

# добавим подписи
plt.xlabel('Среднее количество комнат', fontsize = 15)
plt.ylabel('Медианная цена недвижимости, тыс. долларов', fontsize = 15)
plt.title('Среднее количество комнат и цены на жилье', fontsize = 18)
```

Out[35]: Text(0.5, 1.0, 'Среднее количество комнат и цены на жилье')



Поместим наши признаки в переменную X, а цены на жилье в переменную у.

```
In [37]: X = boston_df[['RM', 'LSTAT', 'PTRATIO', 'TAX', 'INDUS']]
y = boston_df['MEDV']
```

Теперь, когда мы загрузили, обработали и исследовали данные, а также отобрали наиболее значимые признаки, мы готовы к обучению модели. Вначале разобьем данные на обучающую и тестовую выборки.

```
In [39]:
          from sklearn.model_selection import train_test_split
          # размер тестовой выборки составит 30%
          # также зададим точку отсчета для воспроизводимости
          X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
                                                               test size = 0.3,
                                                               random_state = 42)
In [40]:
          # размерность обучающей
          print(X_train.shape, y_train.shape)
          # и тестовой выборки
          print(X_test.shape, y_test.shape)
         (354, 5)(354,)
         (152, 5)(152,)
In [41]:
          # из набора линейных моделей библиотеки sklearn импортируем линейную регрессию
          from sklearn.linear_model import LinearRegression
          # создадим объект этого класса и запишем в переменную model
          model = LinearRegression()
          # обучим нашу модель
          model.fit(X_train, y_train)
         LinearRegression()
Out[41]:
In [42]:
          # на основе нескольких независимых переменных (Х) предскажем цену на жилье (у)
          y_pred = model.predict(X_test)
          # выведем первые пять значений с помощью диапазона индексов
          print(y pred[:5])
         [26.62981059 31.10008241 16.95701338 25.59771173 18.09307064]
         Осталось оценить качество модели. Посчитаем среднеквадратическую ошибку.
In [43]:
          # импортируем модуль метрик
          from sklearn import metrics
          # выведем корень среднеквадратической ошибки
          # сравним тестовые и прогнозные значения цен на жилье
```

Root Mean Squared Error (RMSE): 5.107447670220914

Также рассчитаем новый критерий качества — коэффициент детерминации (R2 или R-квадрат). R2 показывает, какая доля изменчивости целевой переменной объясняется с помощью нашей модели.

print('Root Mean Squared Error (RMSE):', np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test,

In [44]: print('R2:', np.round(metrics.r2_score(y_test, y_pred), 2))

R2: 0.65