

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 ИНФОРМАТ | ика и системы управления и искусственный интеллект | | | | | | | | | |
|----------------------|--|--|--|--|--|--|--|--|--|--|
| КАФЕДРА | Системы обработки информации и управления | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | | |
| PK №2 | | | | | | | | | | |
| | По курсу | | | | | | | | | |
| «Технол | огии машинного обучения» | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | | |
| Подготовил: | | | | | | | | | | |
| Студент группы | | | | | | | | | | |
| ИУ5-63Б Борисов А.М. | | | | | | | | | | |
| 01.06.2022 | | | | | | | | | | |
| | | | | | | | | | | |
| Проверил: | | | | | | | | | | |

Задание

Для заданного набора данных (по Вашему варианту) 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.

Вариант

```
ИУ5-63Б, ИУ5Ц-83Б Дерево решений Случайный лес
```

Датасет

https://www.kaggle.com/datasets/johnsmith88/heart-disease-dataset

Решение:

```
[1] from sklearn.datasets import *
   import pandas as pd
   import numpy as np
   from sklearn import tree
   from sklearn.model_selection import train_test_split
   from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
   from sklearn.preprocessing import StandardScaler
   from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
   from sklearn import metrics
   import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
```

```
[2] data = pd.read_csv('heart.csv', sep=',')
```

Колонки датасета:

- age
- sex
- chest pain type (4 values)
- · resting blood pressure
- · serum cholestoral in mg/dl
- fasting blood sugar > 120 mg/dl
- resting electrocardiographic results (values 0,1,2)
- maximum heart rate achieved
- · exercise induced angina
- oldpeak = ST depression induced by exercise relative to rest
- · the slope of the peak exercise ST segment
- number of major vessels (0-3) colored by flourosopy
- thal: 0 = normal; 1 = fixed defect; 2 = reversable defect
- · The names and social security numbers of the patients were recently removed - from the database, replaced with dummy values.

[3] data.head()

| | age | sex | ср | trestbps | chol | fbs | restecg | thalach | exang | oldpeak | slope | ca | thal | target |
|---|-----|-----|----|----------|------|-----|---------|---------|-------|---------|-------|----|------|--------|
| 0 | 52 | 1 | 0 | 125 | 212 | 0 | 1 | 168 | 0 | 1.0 | 2 | 2 | 3 | 0 |
| 1 | 53 | 1 | 0 | 140 | 203 | 1 | 0 | 155 | 1 | 3.1 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 2 | 70 | 1 | 0 | 145 | 174 | 0 | 1 | 125 | 1 | 2.6 | 0 | 0 | 3 | 0 |
| 3 | 61 | 1 | 0 | 148 | 203 | 0 | 1 | 161 | 0 | 0.0 | 2 | 1 | 3 | 0 |
| 4 | 62 | 0 | 0 | 138 | 294 | 1 | 1 | 106 | 0 | 1.9 | 1 | 3 | 2 | 0 |

data.dtypes

```
int64
C→ age
                 int64
                 int64
int64
    ср
    trestbps int64
chol int64
   chol
   rDS int64
restecg int64
thalach int64
exang
   oldpeak float64
    slope
                int64
    ca
                  int64
   thal
                 int64
    target
                 int64
    dtype: object
```

[] data.shape

(1025, 14)

Проверим, содержатся ли пропуски в данных:

```
[] #В нашем наборе нет пропусков data.isnull().sum()
```

```
0
age
sex
ср
trestbps 0
chol
       0
fbs
restecg 0
thalach 0 exang 0 oldpeak 0
slope 0
ca
          0
thal
target
dtype: int64
```

```
[6] #Построение модели
               model=tree.DecisionTreeClassifier(criterion="entropy")
               model.fit(x,y)
              DecisionTreeClassifier(criterion='entropy')
  [7] #Оценка модели
               model.score(x,y)
  [8] #Визуализирование данных
               tree.plot tree(model)
               [ \text{Text}(0.4855769230769231, 0.95, 'X[2] <= 0.5 \text{nentropy} = 0.999 \text{nsamples} = 1025 \text{nvalue} = [499, 526]'), \\        \text{Text}(0.2692307692307692, 0.85, 'X[11] <= 0.5 \text{nentropy} = 0.804 \text{nsamples} = 497 \text{nvalue} = [375, 122]'), \\        \text{Text}(0.17307692307692307, 0.75, 'X[12] <= 2.5 \text{nentropy} = 1.0 \text{nsamples} = 219 \text{nvalue} = [112, 107]'), \\        \text{Text}(0.09615384615384616, 0.65, 'X[8] <= 0.5 \text{nentropy} = 0.833 \text{nsamples} = 125 \text{nvalue} = [33, 92]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 79 \text{nvalue} = [8, 71]'), \\        \text{Text}(0.038461538461538464, 0.55, 'X[7] <= 96.5 \text{nentropy} = 0.473 \text{nsamples} = 10.5 \text{nentropy} = 10.5 \text{nsamples} = 10.5 \text
                 Text(0.038461538461538464, 0.55, X[/] <= 90.5\nentropy = 0.4/3\nsamples = 79\nvalue = [8, 71] )
Text(0.01923076923076923076923, 0.45, 'entropy = 0.0\nsamples = 4\nvalue = [4, 0]'),
Text(0.057692307692307696, 0.45, 'X[4] <= 316.5\nentropy = 0.3\nsamples = 75\nvalue = [4, 71]'),
Text(0.038461538461538464, 0.35, 'entropy = 0.0\nsamples = 68\nvalue = [0, 68]'),
Text(0.07692307692307693, 0.35, 'X[4] <= 362.0\nentropy = 0.985\nsamples = 7\nvalue = [4, 3]'),
                  Text(0.057692307692307696, 0.25, 'entropy = 0.0\nsamples = 4\nvalue = [4, 0]'),
Text(0.09615384615384616, 0.25, 'entropy = 0.0\nsamples = 3\nvalue = [0, 3]'),
Text(0.15384615384615385, 0.55, 'X[6] <= 0.5\nentropy = 0.995\nsamples = 46\nvalue = [25, 21]'),
                          Text(0.8846153846153846, 0.05, 'entropy = 0.0\nsamples = 6\nvalue = [0, 6]'),
                         Text(0.884615384615389, 0.69, 'entropy = 0.0\nsamples = 6\nvalue = [0, 6]'),

Text(0.90384615389, 0.15, 'entropy = 0.0\nsamples = 12\nvalue = [12, 0]'),

Text(0.9230769230769231, 0.25, 'entropy = 0.0\nsamples = 7\nvalue = [0, 7]'),

Text(0.88461538466, 0.45, 'entropy = 0.0\nsamples = 14\nvalue = [14, 0]'),

Text(0.9423076923076923, 0.55, 'X[10] <= 0.5\nentropy = 0.536\nsamples = 49\nvalue = [43, 6]'),

Text(0.9230769230769231, 0.45, 'entropy = 0.0\nsamples = 3\nvalue = [0, 3]'),

Text(0.9423076923076923, 0.35, 'entropy = 0.0\nsamples = 3\nvalue = [0, 3]'),

Text(0.9423076923076923, 0.35, 'entropy = 0.0\nsamples = 3\nvalue = [0, 3]'),

Text(0.9807692307692307, 0.35, 'entropy = 0.0\nsamples = 43\nvalue = [43, 0]')]
[14] #Разделим данные
                x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.3, random_state=0)
[15] regressor = DecisionTreeRegressor()
                regressor.fit(x_train, y_train)
                DecisionTreeRegressor()
[16] y_pred = regressor.predict(x_test)
                 print('Дерево решений')
                 print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred))
                 print('Mean Squared Error:', metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))
                 print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)))
                Дерево решений
                 Mean Absolute Error: 0.00974025974025974
                Mean Squared Error: 0.00974025974025974
Root Mean Squared Error: 0.09869275424396534
[21] #Доля правильных ответов в обучающей и тестовой выборках
                 print('Дерево решений')
                 print("Accuracy on training set: {:.3f}".format(regressor.score(x_train, y_train)))
                 print("Accuracy on test set: {:.3f}".format(regressor.score(x_test, y_test)))
                Дерево решений
Accuracy on training set: 1.000
Accuracy on test set: 0.961
```

Случайный лес

```
[22] regressor = RandomForestRegressor(n_estimators=20, random_state=0)
     regressor.fit(x_train, y_train)
     y_pred = regressor.predict(x_test)
([<sup>23</sup>] print('Случайный лес')
     print('Mean Absolute Error:', metrics.mean_absolute_error(y_test, y_pred))
     print('Mean Squared Error:', metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred))
     print('Root Mean Squared Error:', np.sqrt(metrics.mean_squared_error(y_test, y_pred)))
     Случайный лес
     Mean Absolute Error: 0.048863636363636366
     Mean Squared Error: 0.008758116883116885
     Root Mean Squared Error: 0.09358481117743886
[24] #Доля правильных ответов в обучающей и тестовой выборках
     print('Случайный лес')
     print("Accuracy on training set: {:.3f}".format(regressor.score(x_train, y_train)))
     print("Accuracy on test set: {:.3f}".format(regressor.score(x_test, y_test)))
     Случайный лес
     Accuracy on training set: 0.990
     Accuracy on test set: 0.965
```

Анализ результатов:

Дерево решений

Дерево решений

Mean Absolute Error: 0.00974025974025974
Mean Squared Error: 0.00974025974025974
Root Mean Squared Error: 0.09869275424396534

Дерево решений

Accuracy on training set: 1.000 Accuracy on test set: 0.961

Случайный лес

Случайный лес

Mean Absolute Error: 0.048863636363636366 Mean Squared Error: 0.008758116883116885 Root Mean Squared Error: 0.09358481117743886

Случайный лес

Accuracy on training set: 0.990 Accuracy on test set: 0.965

Точность моделей дерева решений и случайного леса практически одинакова.