Рубежный контроль №2

Киреев Андрей Сергеевич ИУ5-63Б

Вариант 12

Задача:

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.

Методы для ИУ5-63Б.

Метод №1: "Дерево решений". Метод №2: "Случайный лес".

Импорт библиотек:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

Загрузка и обработка пропусков в данных:

```
In [285... # загрузка набора данных data = pd.read_csv('data.csv', sep=",") # размер набора данных data.shape

Out[285... (18207, 89)

In [286... # первые 5 строк набора данных data.head()
```

| Out[286 | | Unnamed: 0 | ID | Name | Age | Photo | Nationality |
|---------|---|---------------|--------|----------------------|-----|--|-------------|
| | 0 | 0 | 158023 | L. Messi | 31 | https://cdn.sofifa.org/players/4/19/158023.png | Argentina |
| | 1 | 1 | 20801 | Cristiano Ronaldo | 33 | https://cdn.sofifa.org/players/4/19/20801.png | Portuga |
| | 2 | 2 | 190871 | Neymar Jr | 26 | https://cdn.sofifa.org/players/4/19/190871.png | Brazi |
| | 3 | 3 | 193080 | De Gea | 27 | https://cdn.sofifa.org/players/4/19/193080.png | Spair |
| | 4 | 4 | 192985 | K. De Bruyne | 27 | https://cdn.sofifa.org/players/4/19/192985.png | Belgium |

5 rows × 89 columns

```
In [287...
          parts = np.split(data, [28], axis=1)
          data = parts[0]
          parts = np.split(data, [500], axis=0)
          data = parts[0]
In [288...
          # СПИСОК КОЛОНОК С ТИПАМИ ДАННЫХ
          data.dtypes
Out[288... Unnamed: 0
                                       object
          ID
                                       object
         Name
                                       object
         Age
                                       object
         Photo
                                       object
         Nationality
                                       object
         Flag
                                       object
                                       object
         Overall
         Potential
                                       object
         Club
                                       object
         Club Logo
                                       object
         Value
                                       object
         Wage
                                       object
         Special
                                       object
                                       object
         Preferred Foot
          International Reputation
                                       object
         Weak Foot
                                       object
         Skill Moves
                                       object
         Work Rate
                                       object
         Body Type
                                       object
         Real Face
                                       object
         Position
                                       object
         Jersey Number
                                       object
         Joined
                                       object
         Loaned From
                                       object
         Contract Valid Until
                                       object
```

object

object

Height

Weight

dtype: object

```
In [289...
          data = data.drop('Unnamed: 0', axis = 1)
          data = data.drop('Name', axis = 1)
          data = data.drop('Photo', axis = 1)
          data = data.drop('Flag', axis = 1)
          data = data.drop('Club Logo', axis = 1)
          data = data.drop('Loaned From', axis = 1)
          data = data.drop('Work Rate', axis = 1)
          data = data.drop('Nationality', axis = 1)
          data = data.drop('Club', axis = 1)
          data = data.drop('Body Type', axis = 1)
          data = data.drop('Real Face', axis = 1)
          data = data.drop('Position', axis = 1)
          data = data.drop('Joined', axis = 1)
          data = data.drop('Contract Valid Until', axis = 1)
In [290...
          data.dtypes
Out[290... ID
                                      object
                                      object
         Age
         Overall
                                      object
         Potential
                                      object
         Value
                                      object
         Wage
                                      object
         Special
                                      object
         Preferred Foot
                                      object
         International Reputation
                                      object
         Weak Foot
                                      object
         Skill Moves
                                      object
         Jersey Number
                                      object
         Height
                                      object
         Weight
                                      object
         dtype: object
In [291...
          dct = {'Left': 0, 'Right': 1}
          data['Preferred Foot']=data['Preferred Foot'].map(dct)
          data
          data = data.drop('Preferred Foot', axis = 1)
In [292...
          # Удаление строк, содержащих пустые значения
          data_new = data.dropna(axis=0, how='any')
          (data.shape, data_new.shape)
Out[292... ((500, 14), (500, 14))
In [293...
          # проверим, есть ли пропущенные значения
          data_new.isnull().sum()
```

```
Out[293... ID
                                         0
          Age
          Overall
                                         0
          Potential
          Value
                                         0
          Wage
                                         0
          Special
          International Reputation
          Weak Foot
                                         0
          Skill Moves
                                         0
          Jersey Number
                                         0
          Height
          Weight
                                         0
          Preferred_Foot
          dtype: int64
In [294...
           data=data new
           data.head()
```

Out[294...

| 4 | | ID | Age | Overall | Potential | Value | Wage | Special | International Reputation | | Skill Moves | |
|---|---|--------|-----|---------|-----------|---------|-------|---------|-----------------------------|-----|----------------|--|
| | 0 | 158023 | 31 | 94 | 94 | €110.5M | €565K | 2202 | 5.0 | 4.0 | 4.0 | |
| | 1 | 20801 | 33 | 94 | 94 | €77M | €405K | 2228 | 5.0 | 4.0 | 5.0 | |
| | 2 | 190871 | 26 | 92 | 93 | €118.5M | €290K | 2143 | 5.0 | 5.0 | 5.0 | |
| | 3 | 193080 | 27 | 91 | 93 | €72M | €260K | 1471 | 4.0 | 3.0 | 1.0 | |
| | 4 | 192985 | 27 | 91 | 92 | €102M | €355K | 2281 | 4.0 | 5.0 | 4.0 | |

```
In [295... data.shape
```

Out[295... (500, 14)

Масштабирование данных:

MinMax масштабирование

```
In [296... from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, StandardScaler, Normalizer

In [297... # Числовые колонки для масштабирования colums = ['ID', 'Age', 'Overall', 'Potential', 'Special', 'International Reputat scale = colums

In [298... sc = MinMaxScaler() scd = sc.fit_transform(data[scale])
```

```
# Добавим масштабированные данные в набор данных

for i in range(len(scale)):

    col = scale[i]

    new_name = col + '_scaled'

    data[new_name] = scd[:,i]
```

In [300...

data.head()

Out[300...

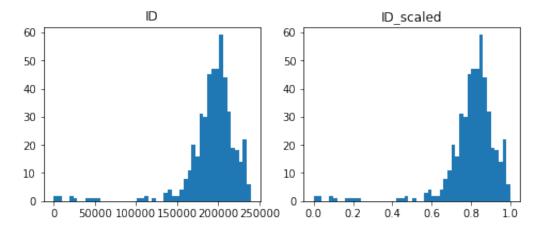
| | ID | Age | Overall | Potential | Value | Wage | Special | International Reputation | | Skill Moves | |
|---|--------|-----|---------|-----------|---------|-------|---------|-----------------------------|-----|----------------|---|
| 0 | 158023 | 31 | 94 | 94 | €110.5M | €565K | 2202 | 5.0 | 4.0 | 4.0 | _ |
| 1 | 20801 | 33 | 94 | 94 | €77M | €405K | 2228 | 5.0 | 4.0 | 5.0 | |
| 2 | 190871 | 26 | 92 | 93 | €118.5M | €290K | 2143 | 5.0 | 5.0 | 5.0 | |
| 3 | 193080 | 27 | 91 | 93 | €72M | €260K | 1471 | 4.0 | 3.0 | 1.0 | |
| 4 | 192985 | 27 | 91 | 92 | €102M | €355K | 2281 | 4.0 | 5.0 | 4.0 | |

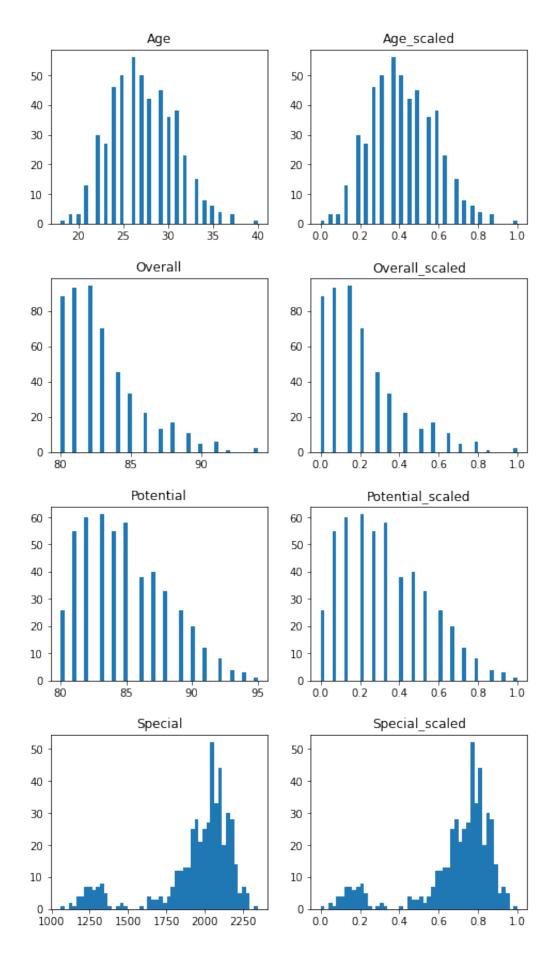
5 rows × 23 columns

```
In [301...
```

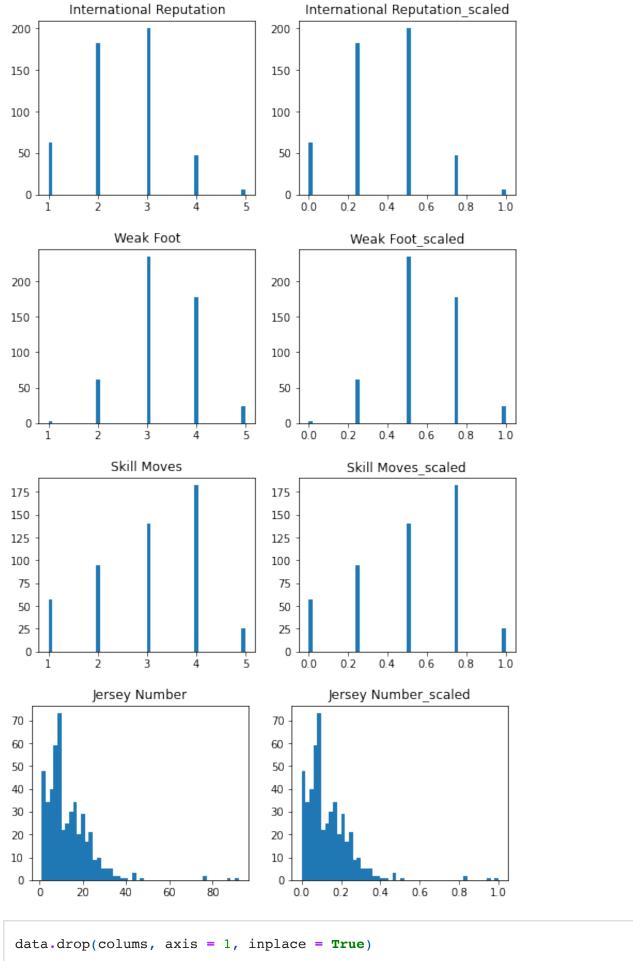
```
for col in scale:
    colsc = col + '_scaled'

fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(8,3))
    ax[0].hist(data[col], 50)
    ax[1].hist(data[colsc], 50)
    ax[0].title.set_text(col)
    ax[1].title.set_text(colsc)
    plt.show()
```





09.06.2021, 14:05 Untitled



In [302...

```
In [303...
    data = data.drop('Height', axis = 1)
    data['Value'] = data.Value.str.replace('\vec{\cdot}','')
    data['Wage'] = data.Wage.str.replace('\vec{\cdot}','')
    data['Value'] = data.Value.str.replace('\vec{\cdot}','')
    data['Wage'] = data.Wage.str.replace('\vec{\cdot}','')
    data['Weight'] = data.Weight.str.replace('lbs','')
In [304...

data.head()
```

Out[304...

| | Value | Wage | Weight | Preferred_Foot | ID_scaled | Age_scaled | Overall_scaled | Potential_sc |
|---|-------|------|--------|----------------|-----------|------------|----------------|--------------|
| 0 | 110.5 | 565 | 159 | 0 | 0.660554 | 0.590909 | 1.000000 | 0.930 |
| 1 | 77 | 405 | 183 | 1 | 0.086802 | 0.681818 | 1.000000 | 0.93(|
| 2 | 118.5 | 290 | 150 | 1 | 0.797898 | 0.363636 | 0.857143 | 0.860 |
| 3 | 72 | 260 | 168 | 1 | 0.807134 | 0.409091 | 0.785714 | 0.860 |
| 4 | 102 | 355 | 154 | 1 | 0.806737 | 0.409091 | 0.785714 | 0.800 |

Построение моделей

```
In [305...
X = data.drop(['ID_scaled'], axis = 1)
Y = data.ID_scaled
print('Входные данные:\n\n', X.head(), '\n\nВыходные данные:\n\n', Y.head()
```

Входные данные:

```
Value Wage Weight Preferred Foot Age scaled Overall scaled
0
   110.5
          565
                 159
                                          0.590909
                                                           1.000000
                                     0
1
      77
          405
                 183
                                     1
                                          0.681818
                                                           1.000000
2
          290
                 150
   118.5
                                     1
                                          0.363636
                                                           0.857143
                                          0.409091
3
          260
                 168
                                                           0.785714
      72
                                     1
4
                 154
                                          0.409091
                                                           0.785714
     102
          355
                                     1
   Potential scaled Special scaled International Reputation scaled
0
           0.933333
                            0.888025
                                                                    1.00
           0.933333
                                                                    1.00
1
                            0.908243
2
           0.866667
                            0.842146
                                                                    1.00
3
           0.866667
                            0.319596
                                                                    0.75
4
           0.800000
                            0.949456
                                                                    0.75
   Weak Foot scaled
                     Skill Moves scaled
                                           Jersey Number scaled
0
               0.75
                                     0.75
                                                        0.098901
1
                                     1.00
                                                        0.065934
               0.75
2
               1.00
                                     1.00
                                                        0.098901
3
               0.50
                                     0.00
                                                        0.00000
4
               1.00
                                     0.75
                                                        0.065934
```

Выходные данные:

```
0 0.660554
1 0.086802
2 0.797898
3 0.807134
4 0.806737
```

Name: ID_scaled, dtype: float64

```
In [306...
```

Входные параметры обучающей выборки:

| | Value | Wage | Weight | Preferred_Foot | Age_scaled | Overall_scaled | \ | |
|-----|--------|--------|--------|------------------|---------------|----------------|------|---|
| 141 | 24 | 42 | 192 | 1 | 0.500000 | 0.285714 | | |
| 383 | 16 | 59 | 183 | 1 | 0.454545 | 0.071429 | | |
| 135 | 24.5 | 165 | 154 | 1 | 0.454545 | 0.285714 | | |
| 493 | 11.5 | 63 | 196 | 1 | 0.500000 | 0.000000 | | |
| 122 | 39 | 72 | 154 | 0 | 0.318182 | 0.285714 | | |
| | | | | | | | | |
| | Poten | tial_s | scaled | Special_scaled | International | Reputation_sca | aled | \ |
| 141 | | 0.3 | 333333 | 0.212286 | | _ (| 0.25 | |
| 383 | | 0.1 | 133333 | 0.595645 | | (| 0.50 | |
| 135 | | 0.2 | 266667 | 0.867030 | | (| 0.50 | |
| 493 | | 0.0 | 00000 | 0.632193 | | (| 0.25 | |
| 122 | | 0.4 | 466667 | 0.801711 | | (| 0.25 | |
| | | | | | | | | |
| | Weak : | Foot_s | scaled | Skill Moves_scal | led Jersey Nu | mber_scaled | | |
| 141 | | | 0.50 | 0 | .00 | 0.00000 | | |
| 383 | | | 0.75 | 0 | .25 | 0.384615 | | |
| 135 | | | 0.25 | 0 | .25 | 0.010989 | | |
| 493 | | | 0.50 | 0 | .25 | 0.021978 | | |
| 122 | | | 0.50 | 0 | .75 | 0.208791 | | |

Входные параметры тестовой выборки:

| 90 254 283 445 461 | Value Wage Weigh 37 66 163 26.5 140 137 21 140 143 15 20 143 14.5 24 157 | 1 1 0 | Age_scaled 0.500000 0.318182 0.545455 0.318182 0.545455 | Overall_scaled 0.357143 0.142857 0.142857 0.000000 0.000000 | \ |
|--------------------------------|--|--|--|--|-----------------------|
| 90 254 283 445 461 | Potential_scaled 0.333333 0.200000 0.133333 0.133333 | 0.823484 0.804821 0.706065 0.750389 | Internation | 0 . 0 . 0 . | led \ .25 .25 .50 .25 |
| 90 254 283 445 461 | Weak Foot_scaled 0.75 0.50 1.00 0.25 0.75 | | led Jersey 1 0.50 0.75 0.75 0.50 | Number_scaled 0.098901 0.065934 0.109890 0.021978 0.065934 | |

Выходные параметры обучающей выборки:

```
141 0.747217

383 0.774349

135 0.787470

493 0.801310

122 0.856848

Name: ID_scaled, dtype: float64
```

Выходные параметры тестовой выборки:

```
90 0.792220
254 0.867402
283 0.792186
445 0.883131
461 0.854461
```

Name: ID_scaled, dtype: float64

"Дерево решений"

"Случайный лес"

```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

In [310... rf = RandomForestRegressor(random_state=1).fit(X_train, Y_train)
data_test_predicted_rf = rf.predict(X_test)
```

Оценка качества моделей

```
In [311... print('Метрика мse:\nДерево решений: {}\nСлучайный лес: {}'.format(mean_squered)

Метрика мse:
Дерево решений: 0.017932644991507766
Случайный лес: 0.012360212855212596

In [312... print('Метрика R\u00B2:\nДерево решений: {}\nСлучайный лес: {}'.format(r2_s)

Метрика R²:
Дерево решений: 0.46296851245460957
Случайный лес: 0.6298469356218279
```

Вывод

Исходя из оценки качества построенных моделей можно увидеть, что модели "Случайный лес" и "Дерево решений" одинаково справились с поставленной задачей