

# 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 «Системы обработки информации и управления»

Отчет по рубежному контролю №2 по дисциплине «Технологии машинного обучения» Вариант №9

Выполнил: студент группы ИУ5-63Б Дудник М.В.

Проверил: Гапанюк Ю.Е.

# 2022 г.

## **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.

```
- Метод №1: Дерево решений
- Метод №2: Случайный лес
 Ввод [7]: import pandas as pd from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
                   import numpy as np
                  import nampy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
                  from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
 Ввод [9]: #Загрузка датасета data = pd.read_csv("datasets/houses_to_rent_v2.csv")
Ввод [10]: data.head()
   Out[10]:
                                                                                                                                                               property tax
(R$)
                                                                                                                                                  mount
                                                                                                                                                                                                           total
                                city area rooms bathroom
                                                                                                 animal
                                                                                                               furniture
                                                                                                                                                    (R$)
                                                                                                                                                                                               (R$)
                                                                                                                                                                                                           (R$)
                                                                                                                                                                                                           5618
                        São Paulo
                                                                                                              furnished
                                                                                                                               2065
                                                                                                                                                   3300
                                                                                                                                                                        1750
                         São Paulo
                                                                 4
                                                                                                                                                                                                 63
                                                                                                                                                                                                           7973
                                       320
                                                                                    0
                                                                                          20
                                                                                                                               1200
                                                                                                                                                   4960
                                                                                                   acept
                                                                                                              furnished
                              Porto
                                        80
                                                                                    1
                                                                                           6
                                                                                                   acept
                                                                                                                               1000
                                                                                                                                                   2800
                                                                                                                                                                            0
                                                                                                                                                                                                 41
                                                                                                                                                                                                           3841
                                                                                                              furnished
                             Porto
Alegre
                                                                                                              not
furnished
                                        51
                                                   2
                                                                                    0
                                                                                           2
                                                                                                                                270
                                                                                                                                                    1112
                                                                                                                                                                          22
                                                                                                                                                                                                 17
                                                                                                                                                                                                           1421
                                                                                                              not
furnished
                         São Paulo
                                                                                                                                                                                                            836
```

Предобработка данных

### Предобработка данных Ввод [11]: #Проверка типов данных data.dtypes Out[11]: city object int64 int64 area rooms bathroom int64 parking spaces floor int64 object animal object object int64 furniture hoa (R\$) rent amount (R\$) int64 property tax (R\$) fire insurance (R\$) int64 int64 total (R\$) dtype: object int64 Ввод [12]: #Размер датасета data.shape Out[12]: (10692, 13) Ввод [13]: #Проверка пустых значений data.isnull().sum() Out[13]: city 0 0 0 area rooms bathroom 0 0 0 parking spaces floor animal Θ furniture Θ hoa (R\$) rent amount (R\$) property tax (R\$) fire insurance (R\$) Θ Θ total (R\$) Θ dtype: int64 Ввод [14]: # Избавимся от выбросов data = data[data['total (R\$)'] <= 20000] sns.boxplot(x=col,y='total (R\$)', data = data, ax = ax) ax.set title(f"Распределение цены в зависимости от {col.capitalize()}") plt.tight Tayout() plt.show() Распределение цены в зависимости от City Распределение цены в зависимости от Rooms total (R\$) (RS) São Paulo Porto Alegre 10 13 Распределение цены в зависимости от Bathroom ие цены в зависимости от Parking spaces total (R\$) total (R\$) 10 parking spaces Распределение цены в зависимости от Animal Распределение цены в зависимости от Furniture total (R\$) total (R\$) not furnished furnished furniture

```
Ввод [16]: # Уберем все остальные стоимости, нас будет интересовать только общая cols_drop = ['hoa (R$)', 'rent amount (R$)','property tax (R$)', 'fire insurance (R$)'] data = data.drop(cols_drop, axis = 1)
```

```
Ввод [16]: #Уберем все остальные стоимости, нас будет интересовать только общая cols_drop = ['hoa (R$)', 'rent amount (R$)', 'property tax (R$)', 'fire insurance (R$)']
               data = data.drop(cols_drop, axis = 1)
Ввод [17]: #Кодирование категориальных признаков
LE = LabelEncoder()
               for col in data.columns:
                    if data[col].dtype == "object":
    data[col] = LE.fit_transform(data[col])
Ввод [18]: #Проверка типов данных
               data.dtypes
  Out[18]: city
                                      int64
               area
                                       int64
               rooms
                                      int64
               bathroom
                                      int64
               parking spaces
                                       int64
               floor
                                      int64
               animal
                                      int64
               furniture
                                       int64
              total (R$)
dtype: object
                                      int64
Ввод [19]: data.head()
  Out[19]:
                   city area rooms bathroom parking spaces floor animal furniture total (R$)
                    4
                        320
                                                            0
                                                                 13
                                                                          0
                                                                                   1
                                                                                          7973
                2
                    2
                        80
                                                                 31
                                                                          0
                                                                                          3841
                    2
                         51
                                  2
                                                            0
                                                                          0
                                                                                          1421
                                             1
                                                                 12
                                                                                   1
                                                            0
                4 4 25
                                  1
                                                                         1
                                                                                           836
                                                                 1
Ввод [20]: #Построение корреляционной матрицы fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,9))
               sns.heatmap(data.corr(method="pearson"), ax=ax,annot=True, fmt=".2f", center=0)
  Out[20]: <AxesSubplot:>
                                                                                                                                                1.0
                                 1.00
                                                                                                      0.02
                                                                                                                                                1.0
                                 1.00
                                             -0.01
                                                                    0.08
                                                                               0.03
                                                                                           -0.02
                                                                                                      0.02
                        area
                                 -0.01
                                             1.00
                                                                                           -0.06
                                                                                                      -0.04
                                                                                                                  -0.01
                                                                                                                                                - 0.8
                                                                                                                                                - 0.6
                    bathroom
                                 0.08
                                                                    1.00
                                                                                                                 -0.02
                parking spaces
                                                                                                                                                - 0.4
                                                                                           1.00
                                                                                                      -0.02
                                                                                                                  -0.07
                        floor
                                 -0.02
                                             -0.06
                                                                                                                                                - 0.2
                                                                                                      1.00
                      animal
                     furniture
                                             -0.01
                                                                                                      -0.09
                                                                                                                  1.00
                                                                                                                                                0.0
                    total (R$)
                                 city
                                                       rooms
                                                                 bathroom parking spaces
                                                                                           floor
                                                                                                     animal
                                                                                                                furniture
                                                                                                                           total (R$)
                                             area
Ввод [21]: #Разделение выборки на обучающую и тестовую
               target = "total (R$)"
               xArray = data.drop(target, axis=1)
yArray = data[target]
               trainX, testX, trainY, testY = train_test_split(xArray, yArray, test_size=0.2, random_state=1)
               Дерево решений
Bвод [22]: regressor = DecisionTreeRegressor() regressor.fit(trainX, trainY)
  Out[22]:
               ▼ DecisionTreeRegressor
```

DocisionTrooPogrossor()

# Дерево решений

```
BBOA [22]: regressor = DecisionTreeRegressor()
regressor.fit(trainX, trainY)

Out[22]: v DecisionTreeRegressor
```

Для оценки качества будем использовать:

DecisionTreeRegressor()

- коэффициента детерминации, чтобы узнать насколько модель близка к высококачественной
- корень из средней квадратичной ошибки, чтобы выделить большие ошибки в предсказании модели

```
Ввод [24]: R2_LR = r2_score(testY, regressor.predict(testX))
RMSE_LR = mean_squared_error(testY, regressor.predict(testX), squared=True)

Ввод [25]: print("Оценка качества модели с помощью коэффициента детерминации: {}".format(R2_LR))
print("Корень из средней квадратичной ошибки: {}".format(RMSE_LR))
```

Оценка качества модели с помощью коэффициента детерминации: 0.429632903634673 Корень из средней квадратичной ошибки: 9949327.630458185

### Случайный лес

Оценка качества модели с помощью коэффициента детерминации: 0.6451758436407691 Корень из средней квадратичной ошибки: 6189455.53717169

В данном случае, можем увидеть, что ансамблевая модель случайного леса предсказывает значения с большей точностью в отличие от модели дерева решений. Мы видим более низкий показатель RMSE и более высокий R2, этот результат можно считать достаточно логичным.