Московский государственный технический
университет им. Н. Э. Баумана

Факультет «Радиотехнический»
Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»

Курс «Технологии машинного обучения»

Отчет по рубежному контролю №1
«Технологии разведочного анализа и обработки данных.»

Выполнил:
студент группы РТ5-61Б

Алиев Тимур
Подпись и дата:

Проверил:
доцент каф. ИУ5

Гапанюк Ю.Е.
Подпись и дата:

Москва, 2022 г.

Описание задания

Для заданного набора данных проведите корреляционный анализ. В случае наличия пропусков в данных удалите строки или колонки, содержащие пропуски. Сделайте выводы о возможности построения моделей машинного обучения и о возможном вкладе признаков в модель.
Дополнительное требование: для пары произвольных колонок данных построить график "Jointplot".

Jupyter notebook

РТ5-61Б Алиев Т.М.

Рубежный контроль №1 (вариант 1)

Задание

Для заданного набора данных проведите корреляционный анализ. В случае наличия пропусков в данных удалите строки или колонки, содержащие пропуски. Сделайте выводы о возможности построения моделей машинного обучения и о возможном вкладе признаков в модель.

Набор данных

https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.datasets.load_boston.html#sklearn.datasets.load_boston

Дополнительное требование

Для пары произвольных колонок данных построить график "Jointplot".

Решение

Подготовка набора данных

Ввод [1]:

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 import seaborn as sns
5 from sklearn.datasets import load_boston
```

Ввод [2]:

```
boston = load_boston()
data = pd.DataFrame(data=boston.data, columns=boston.feature_names)
data['target'] = boston.target
data.head()
```

```
C:\Users\Truma\AppData\Local\Programs\Python\Python310\lib\site-packages\sklearn\utils\deprecation.py:87: FutureWarning: Functi
on load_boston is deprecated; `load_boston` is deprecated in 1.0 and will be removed in 1.2.

    The Boston housing prices dataset has an ethical problem. You can refer to
    the documentation of this function for further details.

    The scikit-learn maintainers therefore strongly discourage the use of this
    dataset unless the purpose of the code is to study and educate about
    ethical issues in data science and machine learning.

    In this special case, you can fetch the dataset from the original
    source::

        import pandas as pd
        import numpy as np


        data_url = "http://lib.stat.cmu.edu/datasets/boston"
        raw_df = pd.read_csv(data_url, sep="\s+", skiprows=22, header=None)
        data = np.hstack([raw_df.values[::2, :], raw_df.values[1::2, :2]])
        target = raw_df.values[1::2, 2]

    Alternative datasets include the California housing dataset (i.e.
    :func:`~sklearn.datasets.fetch_california_housing`) and the Ames housing
    dataset. You can load the datasets as follows::

        from sklearn.datasets import fetch_california_housing
        housing = fetch_california_housing()

    for the California housing dataset and::

        from sklearn.datasets import fetch_openml
        housing = fetch_openml(name="house_prices", as_frame=True)

    for the Ames housing dataset.

  warnings.warn(msg, category=FutureWarning)
```

Out[2]:

	CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	B	LSTAT	target
0	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	24.0
1	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	21.6
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	34.7
3	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	33.4
4	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	36.2

Ввод [3]:

```
data.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   ZN       506 non-null    float64
 2   INDUS    506 non-null    float64
 3   CHAS     506 non-null    float64
 4   NOX      506 non-null    float64
 5   RM       506 non-null    float64
 6   AGE      506 non-null    float64
 7   DIS      506 non-null    float64
 8   RAD      506 non-null    float64
 9   TAX      506 non-null    float64
 10  PTRATIO  506 non-null    float64
 11  B        506 non-null    float64
 12  LSTAT    506 non-null    float64
 13  target   506 non-null    float64
dtypes: float64(14)
memory usage: 55.5 KB
```

Ввод [4]:
```
print('Количество пропущенных значений')
data.isnull().sum()
```

```
Количество пропущенных значений
```

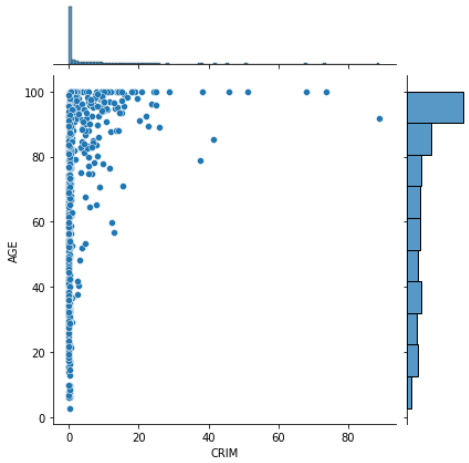
Out[4]:
```
CRIM       0
ZN         0
INDUS      0
CHAS       0
NOX        0
RM         0
AGE        0
DIS        0
RAD        0
TAX        0
PTRATIO    0
B          0
LSTAT      0
target     0
dtype: int64
```

Пропусков нет

График Jointplot

Ввод [5]:
```
sns.jointplot(x='CRIM', y='AGE', data=data)
```

Out[5]:
```
<seaborn.axisgrid.JointGrid at 0x2aad41a76d0>
```



Корреляционный анализ

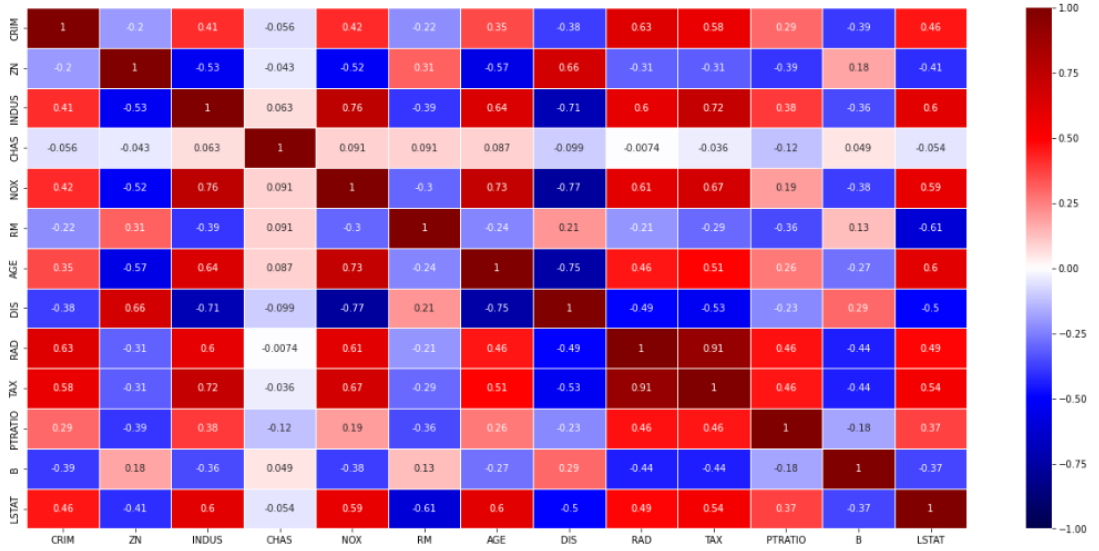
Ввод [6]:
```
data.corr()
```

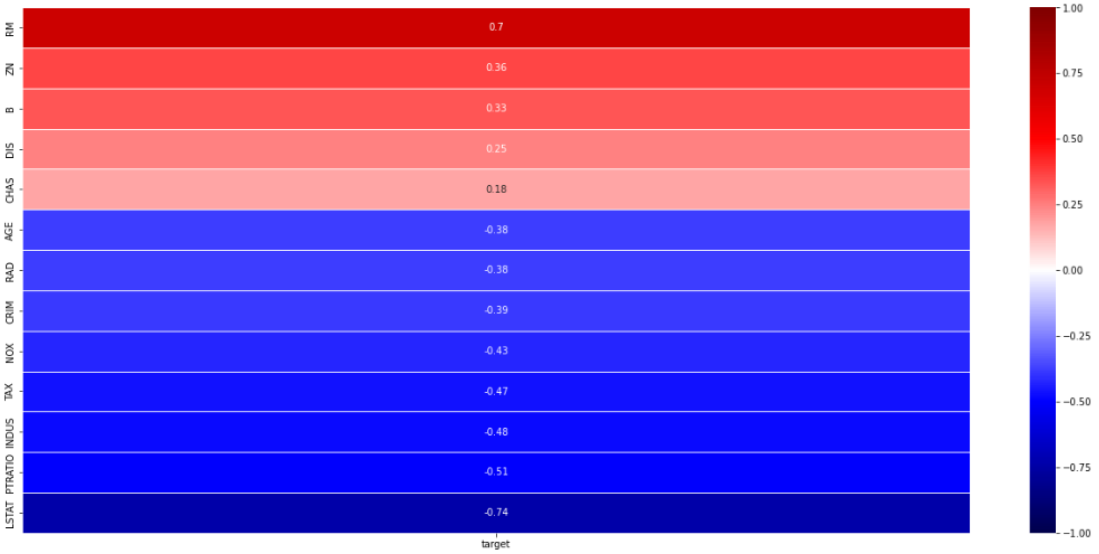
Out[6]:

	CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	B	LSTAT	target
CRIM	1.000000	-0.200469	0.406583	-0.055892	0.420972	-0.219247	0.352734	-0.379670	0.625505	0.582764	0.289946	-0.385064	0.455621	-0.388305
ZN	-0.200469	1.000000	-0.533828	-0.042697	-0.516604	0.311991	-0.569537	0.664408	-0.311948	-0.314563	-0.391679	0.175520	-0.412995	0.360445
INDUS	0.406583	-0.533828	1.000000	0.062938	0.763651	-0.391676	0.644779	-0.708027	0.595129	0.720760	0.383248	-0.356977	0.603800	-0.483725
CHAS	-0.055892	-0.042697	0.062938	1.000000	0.091203	0.091251	0.086518	-0.099176	-0.007368	-0.035587	-0.121515	0.048788	-0.053929	0.175260
NOX	0.420972	-0.516604	0.763651	0.091203	1.000000	-0.302188	0.731470	-0.769230	0.611441	0.668023	0.188933	-0.380051	0.590879	-0.427321
RM	-0.219247	0.311991	-0.391676	0.091251	-0.302188	1.000000	-0.240265	0.205246	-0.209847	-0.292048	-0.355501	0.128069	-0.613808	0.695360
AGE	0.352734	-0.569537	0.644779	0.086518	0.731470	-0.240265	1.000000	-0.747881	0.456022	0.506456	0.261515	-0.273534	0.602339	-0.376955
DIS	-0.379670	0.664408	-0.708027	-0.099176	-0.769230	0.205246	-0.747881	1.000000	-0.494588	-0.534432	-0.232471	0.291512	-0.496996	0.249929
RAD	0.625505	-0.311948	0.595129	-0.007368	0.611441	-0.209847	0.456022	-0.494588	1.000000	0.910228	0.464741	-0.444413	0.488676	-0.381626
TAX	0.582764	-0.314563	0.720760	-0.035587	0.668023	-0.292048	0.506456	-0.534432	0.910228	1.000000	0.460853	-0.441808	0.543993	-0.468536
PTRATIO	0.289946	-0.391679	0.383248	-0.121515	0.188933	-0.355501	0.261515	-0.232471	0.464741	0.460853	1.000000	-0.177383	0.374044	-0.507787
B	-0.385064	0.175520	-0.356977	0.048788	-0.380051	0.128069	-0.273534	0.291512	-0.444413	-0.441808	-0.177383	1.000000	-0.366087	0.333461
LSTAT	0.455621	-0.412995	0.603800	-0.053929	0.590879	-0.613808	0.602339	-0.496996	0.488676	0.543993	0.374044	-0.366087	1.000000	-0.737663
target	-0.388305	0.360445	-0.483725	0.175260	-0.427321	0.695360	-0.376955	0.249929	-0.381626	-0.468536	-0.507787	0.333461	-0.737663	1.000000

Ввод [7]:

```
_, axes = plt.subplots(2, 1, figsize=(22, 22))
sns.heatmap(data.drop('target', axis=1).corr(), annot=True, vmin=-1, vmax=1, cmap='seismic', linewidth=1, ax=axes[0])
sns.heatmap(pd.DataFrame(data.corr()['target'].sort_values(ascending=False)[1:]),
            annot=True, vmin=-1, vmax=1, cmap='seismic', linewidth=1, ax=axes[1])
plt.subplots_adjust(wspace=1)
plt.show()
```





Выше представлены матрица корреляций признаков между собой и матрица корреляции между признаками и прогнозируемой величиной. Из значений первой матрицы видим крайне высокую (>0.5) корреляцию между следующими парами признаков:

- `INDUS` и `NOX`
- `NOX` и `AGE`
- `RAD` и `TAX`
- `INDUS` и `TAX`
- `INDUS` и `AGE`
- `ZN` и `DIS`
- `CRIM` и `RAD`
- `INDUS` и `RAD`
- `NOX` и `RAD`
- `CRIM` и `TAX`
- `NOX` и `TAX`
- `AGE` и `TAX`
- `INDUS` и `LSTAT`
- `NOX` и `LSTAT`
- `AGE` и `LSTAT`
- `TAX` и `LSTAT`

Так как одновременное использование этих пар признаков в моделях машинного обучения привело бы к мультиколлинеарности, следует оставить только один признак из этого множества. Вторая матрица демонстрирует, что наибольшая связь наблюдается между прогнозируемой величиной и признаком `RM`, поэтому логичнее оставить именно его, так как его вклад в модель обучения будет наибольшим. У признака `LSTAT` взаимосвязь с остальными не слишком высокая и при этом некоторая корреляция с прогнозируемой величиной имеется, поэтому оставляем его.

Таким образом, в результате корреляционного анализа было принято решение в первую очередь пробовать использовать в моделях машинного обучения для прогноза величины `target` 2 признака: `RM` и `LSTAT`.