

Домашнее задание
по дисциплине
«Методы машинного обучения»

Выполнил:
студент группы ИУ5-23М
Умряев Д. Т.

1. Задание

Требуется выполнить следующие действия [1]:

1. Поиск и выбор набора данных для построения моделей машинного обучения. На основе выбранного набора данных студент должен построить модели машинного обучения для решения или задачи классификации, или задачи регрессии.
2. Проведение разведочного анализа данных. Построение графиков, необходимых для понимания структуры данных. Анализ и заполнение пропусков в данных.
3. Выбор признаков, подходящих для построения моделей. Кодирование категориальных признаков. Масштабирование данных. Формирование вспомогательных признаков, улучшающих качество моделей.
4. Проведение корреляционного анализа данных. Формирование промежуточных выводов о возможности построения моделей машинного обучения. В зависимости от набора данных, порядок выполнения пунктов 2, 3, 4 может быть изменен.
5. Выбор метрик для последующей оценки качества моделей. Необходимо выбрать не менее двух метрик и обосновать выбор.
6. Выбор наиболее подходящих моделей для решения задачи классификации или регрессии. Необходимо использовать не менее трех моделей, хотя бы одна из которых должна быть ансамблевой.
7. Формирование обучающей и тестовой выборки на основе исходного набора данных.
8. Построение базового решения (baseline) для выбранных моделей без подбора гиперпараметров. Производится обучение моделей на основе обучающей выборки и оценка качества моделей на основе тестовой выборки.
9. Подбор гиперпараметров для выбранных моделей. Рекомендуется подбирать не более 1-2 гиперпараметров. Рекомендуется использовать методы кросс-валидации. В зависимости от используемой библиотеки можно применять функцию `GridSearchCV`, использовать перебор параметров в цикле, или использовать другие методы.
10. Повторение пункта 8 для найденных оптимальных значений гиперпараметров. Сравнение качества полученных моделей с качеством baseline-моделей.
11. Формирование выводов о качестве построенных моделей на основе выбранных метрик.

2. Ход выполнения работы

2.1. Выбор набора данных для построения моделей машинного обучения

В качестве набора данных будем использовать данные о поддержанных машинах в Индии [2]. Данный набор данных доступен по следующему адресу: <https://www.kaggle.com/avikasliwal/used-cars-price-prediction>.

Выбранный набор данных состоит из одного файла `used_cars.csv`, содержащего все данные датасета. Данный файл содержит следующие колонки:

- `Name` — Модель автомобиля.
- `Location` — Местоположение, где продавался автомобиль или продается до сих пор.
- `Year` — Год выпуска модели автомобиля.
- `Kilometers_Driven` — Пробег автомобиля (км).
- `Fuel_Type` — Тип топлива, используемого в автомобиле (Бензин, Дизель, Электричество, Компримированный природный газ, Сжиженный природный газ).
- `Transmission` — Тип трансмиссии, используемой в автомобиле (Автоматическая / Механическая).

- Owner_Type — Владелец по счету.
- Mileage — Стандартный пробег, предлагаемый автомобильной компанией (км/л).
- Engine — Объем двигателя (см³).
- Power — Количество лошадиных сил.
- Seats — Количество сидений в автомобиле.
- New_Price — Цена нового автомобиля данной модели.
- Price — Цена подержанного автомобиля данной модели.

В рассматриваемом примере будем решать задачу регрессии, где в качестве целевого признака будем использовать Price.

2.1.1. Импорт библиотек

Подключим все необходимые библиотеки и настроим отображение графиков [3,4]:

```
[1]: import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, r2_score
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.model_selection import ShuffleSplit
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
from sklearn.svm import SVR
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor

# Enable inline plots
%matplotlib inline

# Set plots formats to save high resolution PNG
from IPython.display import set_matplotlib_formats
set_matplotlib_formats("retina")
```

Зададим ширину текстового представления данных, чтобы в дальнейшем текст в отчёте влезал на A4 [5]:

```
[2]: pd.set_option("display.width", 70)
```

2.1.2. Загрузка данных

Загрузим выбранный датасет:

```
[3]: data = pd.read_csv("./used_cars.csv")
```

2.2. Проведение разведочного анализа данных. Построение графиков, необходимых для понимания структуры данных. Анализ и заполнение пропусков в данных

2.2.1. Характеристики датасета

Посмотрим на данные:

```
[4]: data.head(10)
```

```
[4]:
```

	Index	Name	Location	Year	\
0	0	Maruti Wagon R LXI CNG	Mumbai	2010	
1	1	Hyundai Creta 1.6 CRDi SX Option	Pune	2015	
2	2	Honda Jazz V	Chennai	2011	
3	3	Maruti Ertiga VDI	Chennai	2012	
4	4	Audi A4 New 2.0 TDI Multitronic	Coimbatore	2013	
5	5	Hyundai EON LPG Era Plus Option	Hyderabad	2012	
6	6	Nissan Micra Diesel XV	Jaipur	2013	
7	7	Toyota Innova Crysta 2.8 GX AT 8S	Mumbai	2016	
8	8	Volkswagen Vento Diesel Comfortline	Pune	2013	
9	9	Tata Indica Vista Quadrajet LS	Chennai	2012	

	Kilometers_Driven	Fuel_Type	Transmission	Owner_Type	Mileage	\
0	72000	CNG	Manual	First	26.60	
1	41000	Diesel	Manual	First	19.67	
2	46000	Petrol	Manual	First	18.20	
3	87000	Diesel	Manual	First	20.77	
4	40670	Diesel	Automatic	Second	15.20	
5	75000	LPG	Manual	First	21.10	
6	86999	Diesel	Manual	First	23.08	
7	36000	Diesel	Automatic	First	11.36	
8	64430	Diesel	Manual	First	20.54	
9	65932	Diesel	Manual	Second	22.30	

	Engine	Power	Seats	New_Price	Price
0	998.0	58.16	5.0	NaN	1.75
1	1582.0	126.20	5.0	NaN	12.50
2	1199.0	88.70	5.0	8.61	4.50
3	1248.0	88.76	7.0	NaN	6.00
4	1968.0	140.80	5.0	NaN	17.74
5	814.0	55.20	5.0	NaN	2.35
6	1461.0	63.10	5.0	NaN	3.50
7	2755.0	171.50	8.0	21	17.50
8	1598.0	103.60	5.0	NaN	5.20
9	1248.0	74.00	5.0	NaN	1.95

Удалим ненужные столбцы:

```
[5]: data = data.drop(["Index", "New_Price"], axis=1)
```

Столбец Index удалим в силу его бесполезности, а столбец New_Price из-за малого количества данных в этом столбце.

Посмотрим на оставшиеся столбцы:

```
[6]: data.head(10)
```

```
[6]:
```

	Name	Location	Year	\
0	Maruti Wagon R LXI CNG	Mumbai	2010	
1	Hyundai Creta 1.6 CRDi SX Option	Pune	2015	
2	Honda Jazz V	Chennai	2011	
3	Maruti Ertiga VDI	Chennai	2012	
4	Audi A4 New 2.0 TDI Multitronic	Coimbatore	2013	
5	Hyundai EON LPG Era Plus Option	Hyderabad	2012	
6	Nissan Micra Diesel XV	Jaipur	2013	
7	Toyota Innova Crysta 2.8 GX AT 8S	Mumbai	2016	
8	Volkswagen Vento Diesel Comfortline	Pune	2013	
9	Tata Indica Vista Quadrajet LS	Chennai	2012	

	Kilometers_Driven	Fuel_Type	Transmission	Owner_Type	Mileage	\
0	72000	CNG	Manual	First	26.60	
1	41000	Diesel	Manual	First	19.67	
2	46000	Petrol	Manual	First	18.20	
3	87000	Diesel	Manual	First	20.77	
4	40670	Diesel	Automatic	Second	15.20	
5	75000	LPG	Manual	First	21.10	
6	86999	Diesel	Manual	First	23.08	
7	36000	Diesel	Automatic	First	11.36	
8	64430	Diesel	Manual	First	20.54	
9	65932	Diesel	Manual	Second	22.30	

	Engine	Power	Seats	Price
0	998.0	58.16	5.0	1.75
1	1582.0	126.20	5.0	12.50
2	1199.0	88.70	5.0	4.50
3	1248.0	88.76	7.0	6.00
4	1968.0	140.80	5.0	17.74
5	814.0	55.20	5.0	2.35
6	1461.0	63.10	5.0	3.50
7	2755.0	171.50	8.0	17.50
8	1598.0	103.60	5.0	5.20
9	1248.0	74.00	5.0	1.95

Посмотрим на размер данных:

```
[7]: data.shape
```

```
[7]: (6019, 12)
```

Посмотрим на типы данных:

```
[8]: data.dtypes
```

```
[8]: Name          object
      Location     object
      Year         int64
      Kilometers_Driven  int64
```

```

Fuel_Type      object
Transmission   object
Owner_Type     object
Mileage        float64
Engine         float64
Power          float64
Seats          float64
Price          float64
dtype: object

```

Проверим данные на наличие пропусков:

```
[9]: data.isnull().sum()
```

```

[9]: Name      0
     Location   0
     Year       0
     Kilometers_Driven  0
     Fuel_Type   0
     Transmission  0
     Owner_Type   0
     Mileage      2
     Engine      36
     Power     143
     Seats       42
     Price       0
     dtype: int64

```

Заполним пропуски медианным значением:

```

[10]: median_imp = SimpleImputer(strategy="median")
      data[["Mileage"]] = median_imp.fit_transform(data[["Mileage"]])
      data[["Engine"]] = median_imp.fit_transform(data[["Engine"]])
      data[["Power"]] = median_imp.fit_transform(data[["Power"]])
      data[["Seats"]] = median_imp.fit_transform(data[["Seats"]])

```

```
[11]: data.isnull().sum()
```

```

[11]: Name      0
     Location   0
     Year       0
     Kilometers_Driven  0
     Fuel_Type   0
     Transmission  0
     Owner_Type   0
     Mileage      0
     Engine      0
     Power       0
     Seats       0
     Price       0
     dtype: int64

```

Посмотрим на основные статистические характеристики набора данных:

```
[12]: data.describe()
```

```
[12]:
```

	Year	Kilometers_Driven	Mileage	Engine \
count	6019.000000	6.019000e+03	6019.000000	6019.000000
mean	2013.358199	5.873838e+04	18.134966	1620.509221
std	3.269742	9.126884e+04	4.581528	599.635458
min	1998.000000	1.710000e+02	0.000000	72.000000
25%	2011.000000	3.400000e+04	15.170000	1198.000000
50%	2014.000000	5.300000e+04	18.150000	1493.000000
75%	2016.000000	7.300000e+04	21.100000	1969.000000
max	2019.000000	6.500000e+06	33.540000	5998.000000

	Power	Seats	Price
count	6019.000000	6019.000000	6019.000000
mean	112.883539	5.276790	9.479468
std	53.283701	0.806346	11.187917
min	34.200000	0.000000	0.440000
25%	78.000000	5.000000	3.500000
50%	97.700000	5.000000	5.640000
75%	138.030000	5.000000	9.950000
max	560.000000	10.000000	160.000000

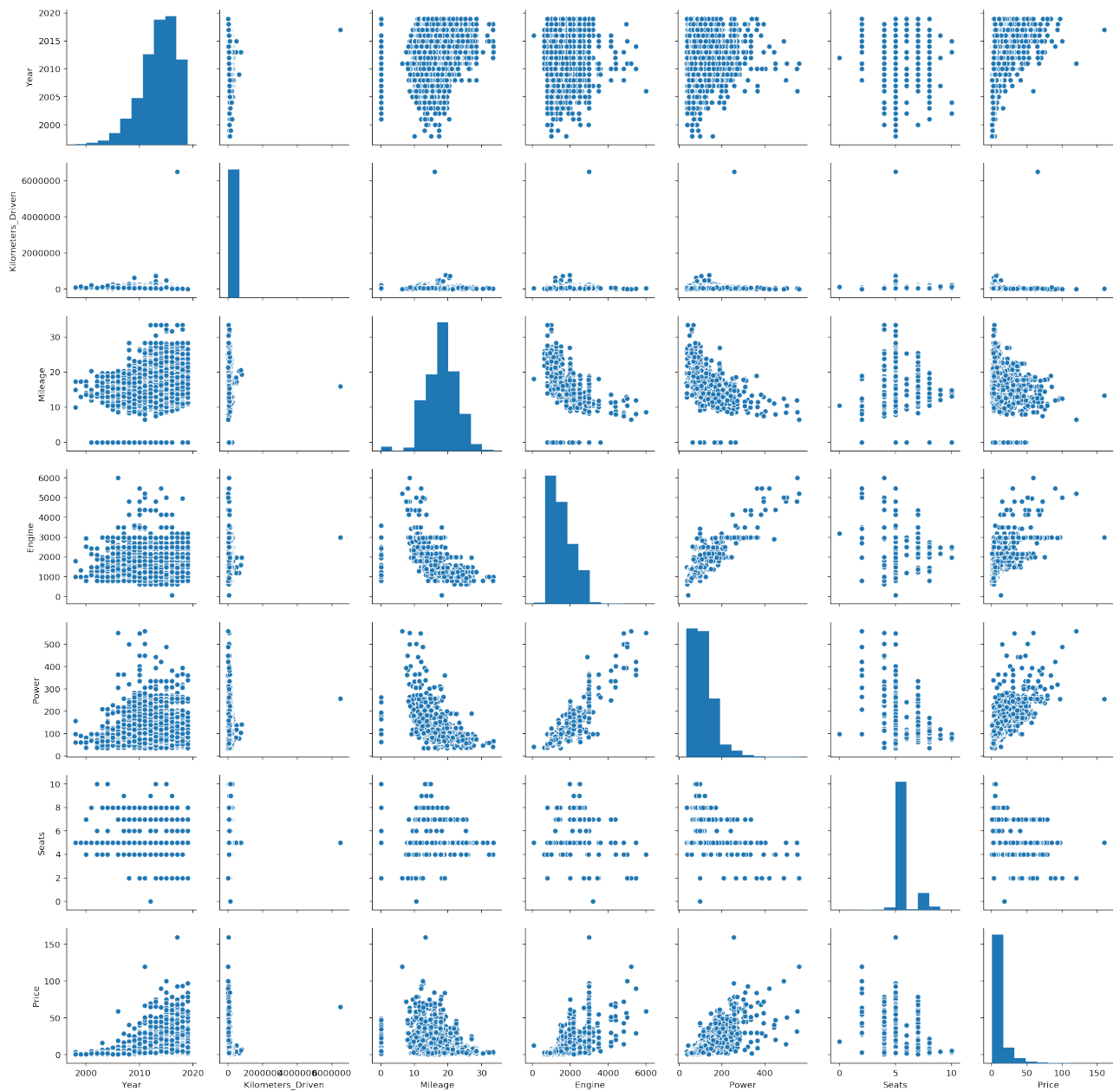
2.2.2. Визуальное исследование датасета

Построим некоторые графики для понимания структуры данных.

Парные диаграммы:

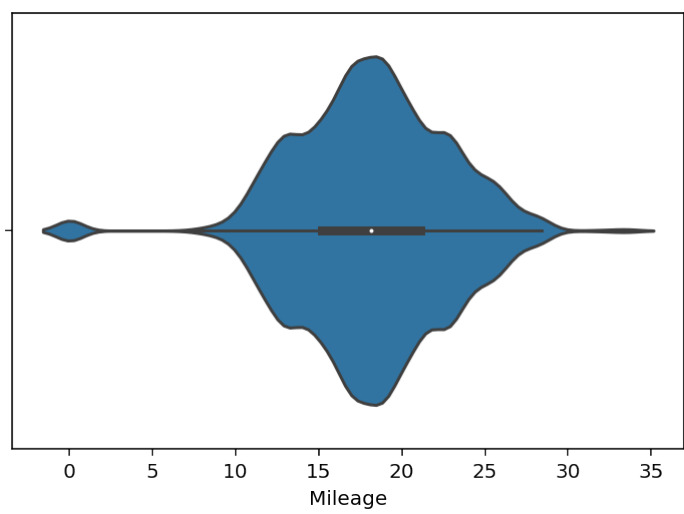
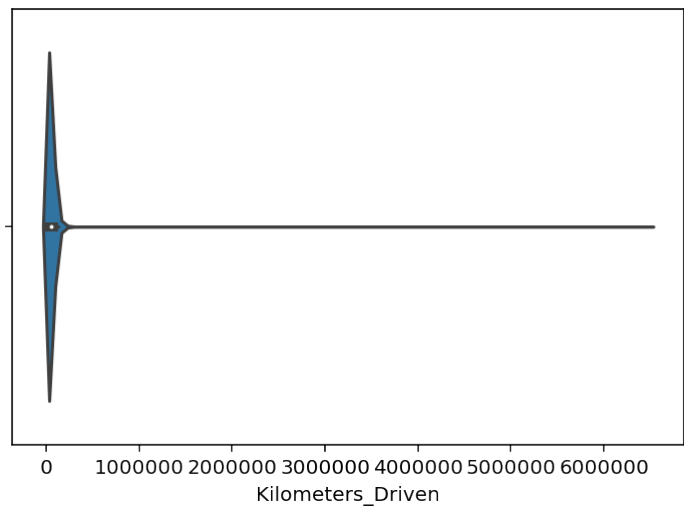
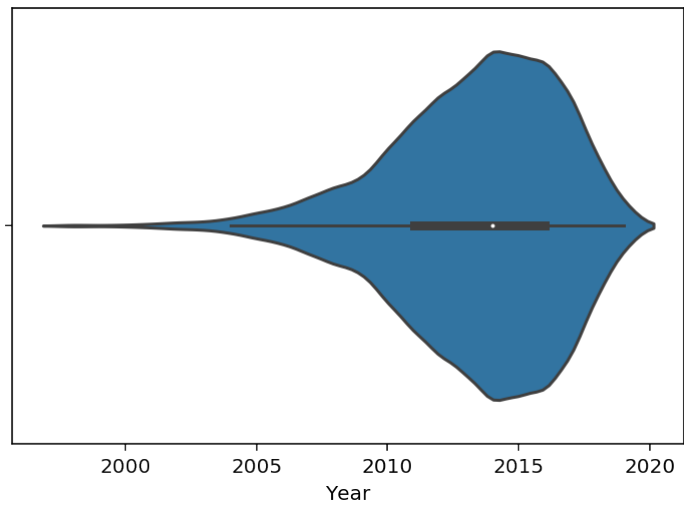
```
[13]: sns.pairplot(data)
```

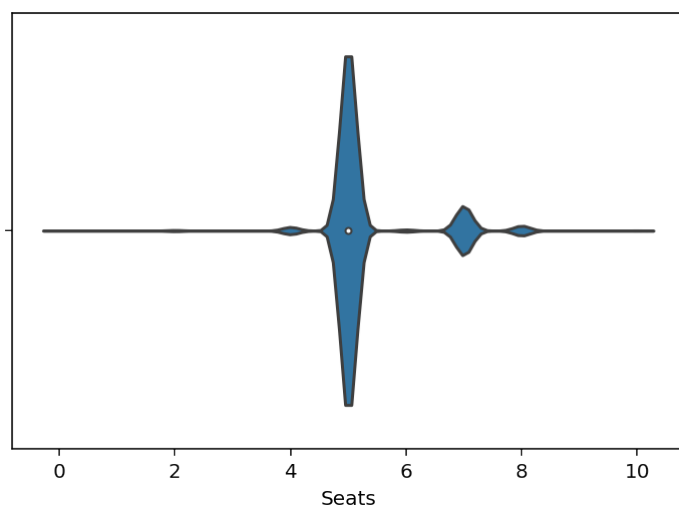
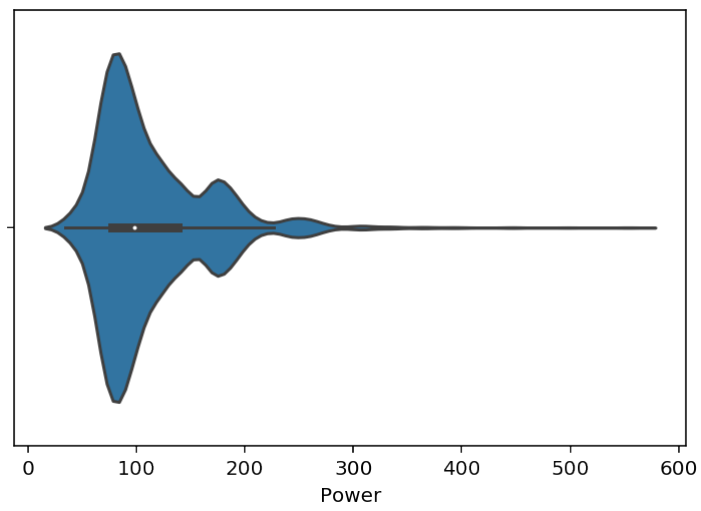
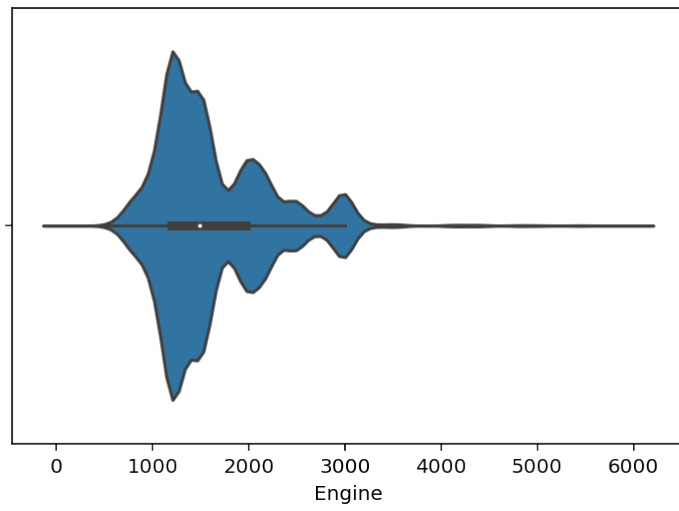
```
[13]: <seaborn.axisgrid.PairGrid at 0x2ed7d011908>
```

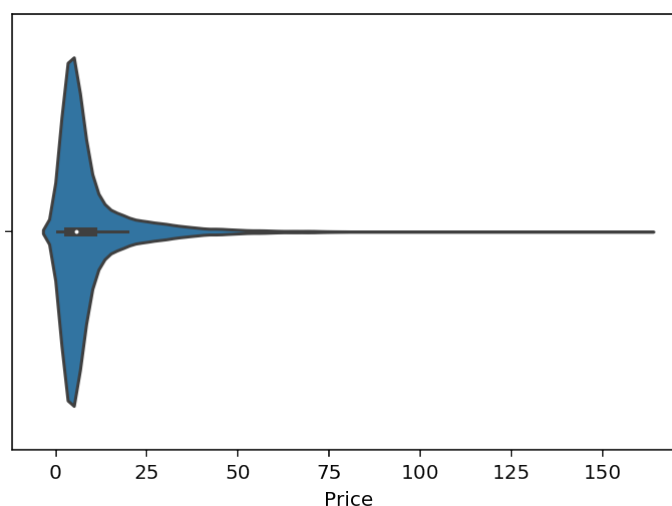


Скрипичные диаграммы для числовых колонок:

```
[14]: for col in ['Year', 'Kilometers_Driven', 'Mileage', 'Engine',
                'Power', 'Seats', 'Price']:
        sns.violinplot(x=data[col])
        plt.show()
```





2.3. Выбор признаков, подходящих для построения моделей. Кодирование категориальных признаков. Масштабирование данных. Формирование вспомогательных признаков, улучшающих качество моделей

Посмотрим снова на наши данные и их типы:

```
[15]: data.head()
```

```
[15]:
```

	Name	Location	Year	\
0	Maruti Wagon R LXI CNG	Mumbai	2010	
1	Hyundai Creta 1.6 CRDi SX Option	Pune	2015	
2	Honda Jazz V	Chennai	2011	
3	Maruti Ertiga VDI	Chennai	2012	
4	Audi A4 New 2.0 TDI Multitronic	Coimbatore	2013	

	Kilometers_Driven	Fuel_Type	Transmission	Owner_Type	Mileage	\
0	72000	CNG	Manual	First	26.60	
1	41000	Diesel	Manual	First	19.67	
2	46000	Petrol	Manual	First	18.20	
3	87000	Diesel	Manual	First	20.77	
4	40670	Diesel	Automatic	Second	15.20	

	Engine	Power	Seats	Price
0	998.0	58.16	5.0	1.75
1	1582.0	126.20	5.0	12.50
2	1199.0	88.70	5.0	4.50
3	1248.0	88.76	7.0	6.00
4	1968.0	140.80	5.0	17.74

```
[16]: data.dtypes
```

```
[16]: Name          object
      Location     object
      Year         int64
```

```

Kilometers_Driven    int64
Fuel_Type            object
Transmission         object
Owner_Type           object
Mileage              float64
Engine               float64
Power                float64
Seats                float64
Price                float64
dtype: object

```

Изменим столбец Name, содержащий полное название модели автомобиля на столбец, содержащий лишь марку автомобиля:

```
[17]: data["Name"] = [name.split(' ', 1)[0] for name in data["Name"]]
```

```
[18]: data.head()
```

```
[18]:
```

	Name	Location	Year	Kilometers_Driven	Fuel_Type	\
0	Maruti	Mumbai	2010	72000	CNG	
1	Hyundai	Pune	2015	41000	Diesel	
2	Honda	Chennai	2011	46000	Petrol	
3	Maruti	Chennai	2012	87000	Diesel	
4	Audi	Coimbatore	2013	40670	Diesel	

	Transmission	Owner_Type	Mileage	Engine	Power	Seats	Price
0	Manual	First	26.60	998.0	58.16	5.0	1.75
1	Manual	First	19.67	1582.0	126.20	5.0	12.50
2	Manual	First	18.20	1199.0	88.70	5.0	4.50
3	Manual	First	20.77	1248.0	88.76	7.0	6.00
4	Automatic	Second	15.20	1968.0	140.80	5.0	17.74

Выполним кодирование категориальных признаков:

```
[19]: le = LabelEncoder()
data[["Name"]] = le.fit_transform(
    data[["Name"]].values.ravel())

data[["Location"]] = le.fit_transform(
    data[["Location"]].values.ravel())

data[["Fuel_Type"]] = le.fit_transform(
    data[["Fuel_Type"]].values.ravel())

data[["Transmission"]] = le.fit_transform(
    data[["Transmission"]].values.ravel())

data[["Owner_Type"]] = le.fit_transform(
    data[["Owner_Type"]].values.ravel())

```

Посмотрим на новые типы данных:

```
[20]: data.dtypes
```

```
[20]: Name          int32
      Location      int32
      Year          int64
      Kilometers_Driven int64
      Fuel_Type      int32
      Transmission    int32
      Owner_Type      int32
      Mileage         float64
      Engine          float64
      Power           float64
      Seats           float64
      Price           float64
      dtype: object
```

Выполним масштабирование данных:

```
[21]: scaler = StandardScaler()
      data_scaled = scaler.fit_transform(data)
      data_scaled = pd.DataFrame(data_scaled, columns=data.columns)
```

Посмотрим на масштабированные данные:

```
[22]: data_scaled.head()
```

```
[22]:      Name  Location      Year  Kilometers_Driven  Fuel_Type  \
0  0.331326  1.143658 -1.027139          0.145315 -1.570306
1 -0.662260  1.481989  0.502161         -0.194369 -0.905771
2 -0.786458 -1.224657 -0.721279         -0.139581  1.087831
3  0.331326 -1.224657 -0.415419          0.309678 -0.905771
4 -1.780044 -0.886327 -0.109559         -0.197985 -0.905771

      Transmission  Owner_Type  Mileage  Engine  Power  Seats  \
0      0.632529   -0.463672  1.847798 -1.038232 -1.027107 -0.343293
1      0.632529   -0.463672  0.335076 -0.064226  0.249937 -0.343293
2      0.632529   -0.463672  0.014196 -0.703001 -0.453901 -0.343293
3      0.632529   -0.463672  0.575191 -0.621278 -0.452775  2.137237
4     -1.580955    1.980149 -0.640662  0.579552  0.523965 -0.343293

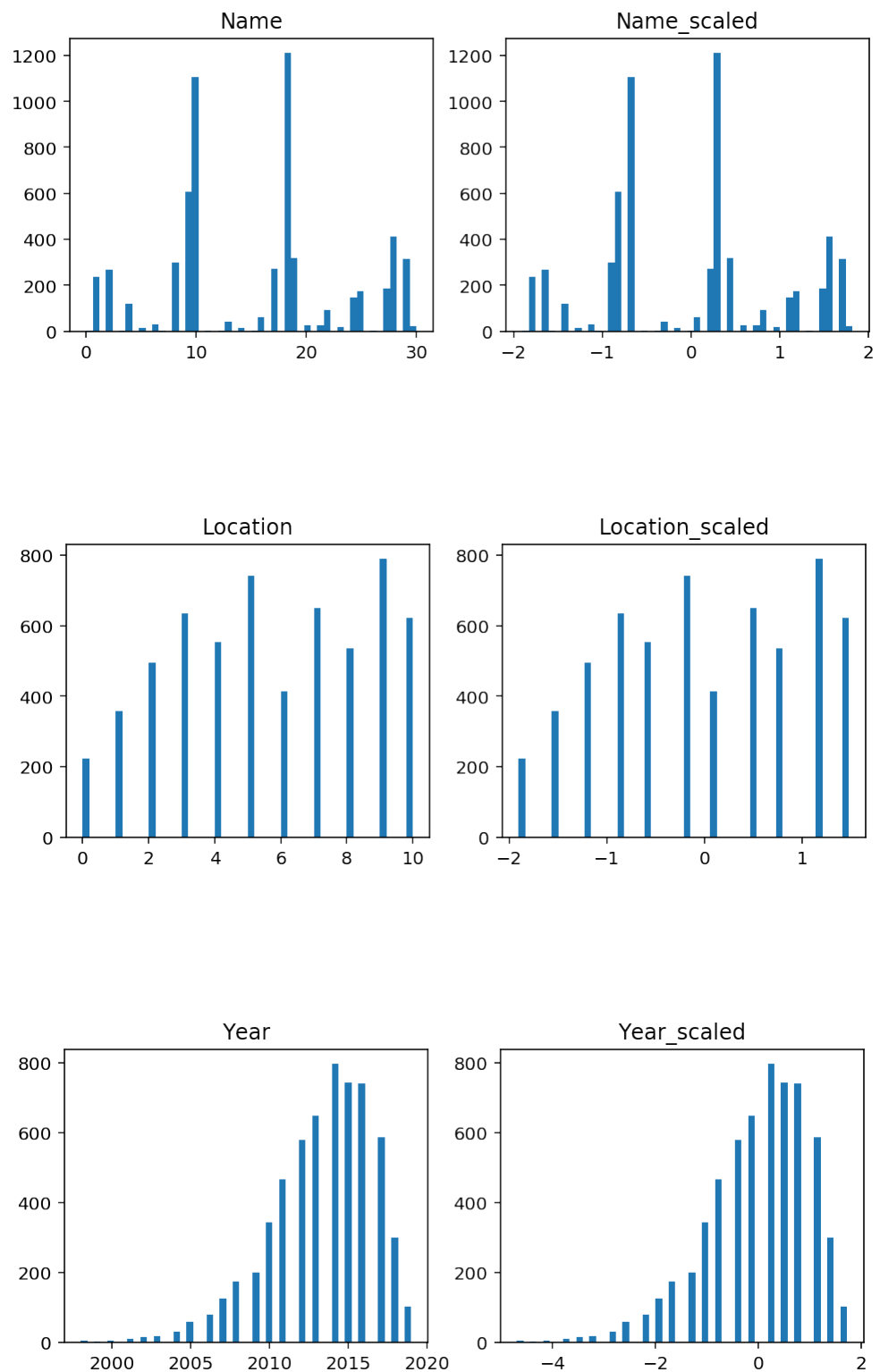
      Price
0 -0.690934
1  0.270004
2 -0.445113
3 -0.311028
4  0.738405
```

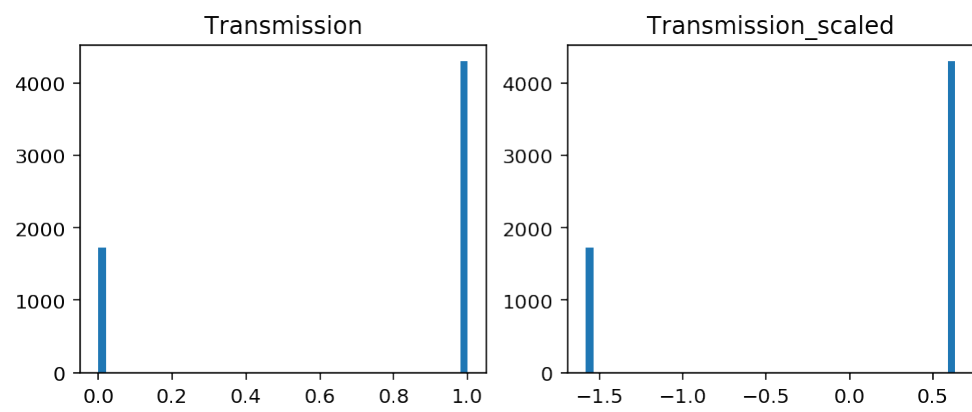
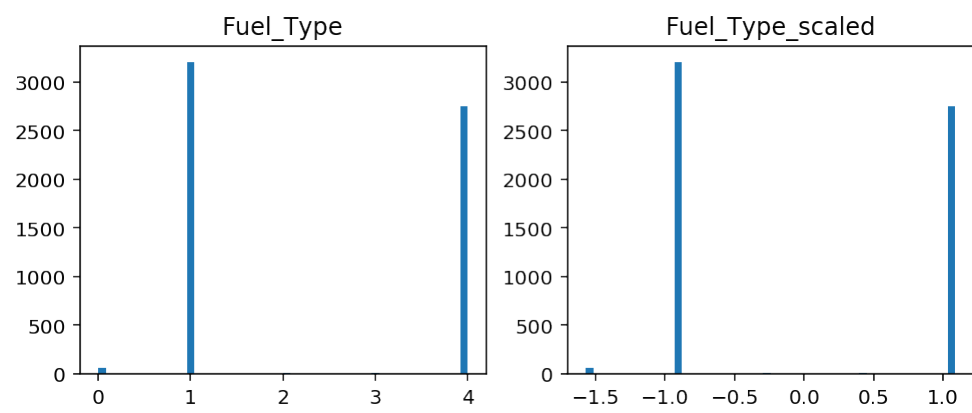
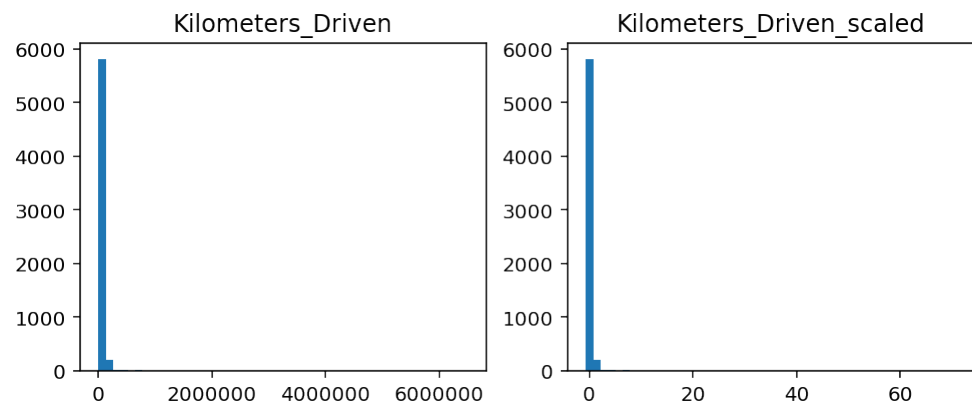
Проверим, что масштабирование не повлияло на распределение данных:

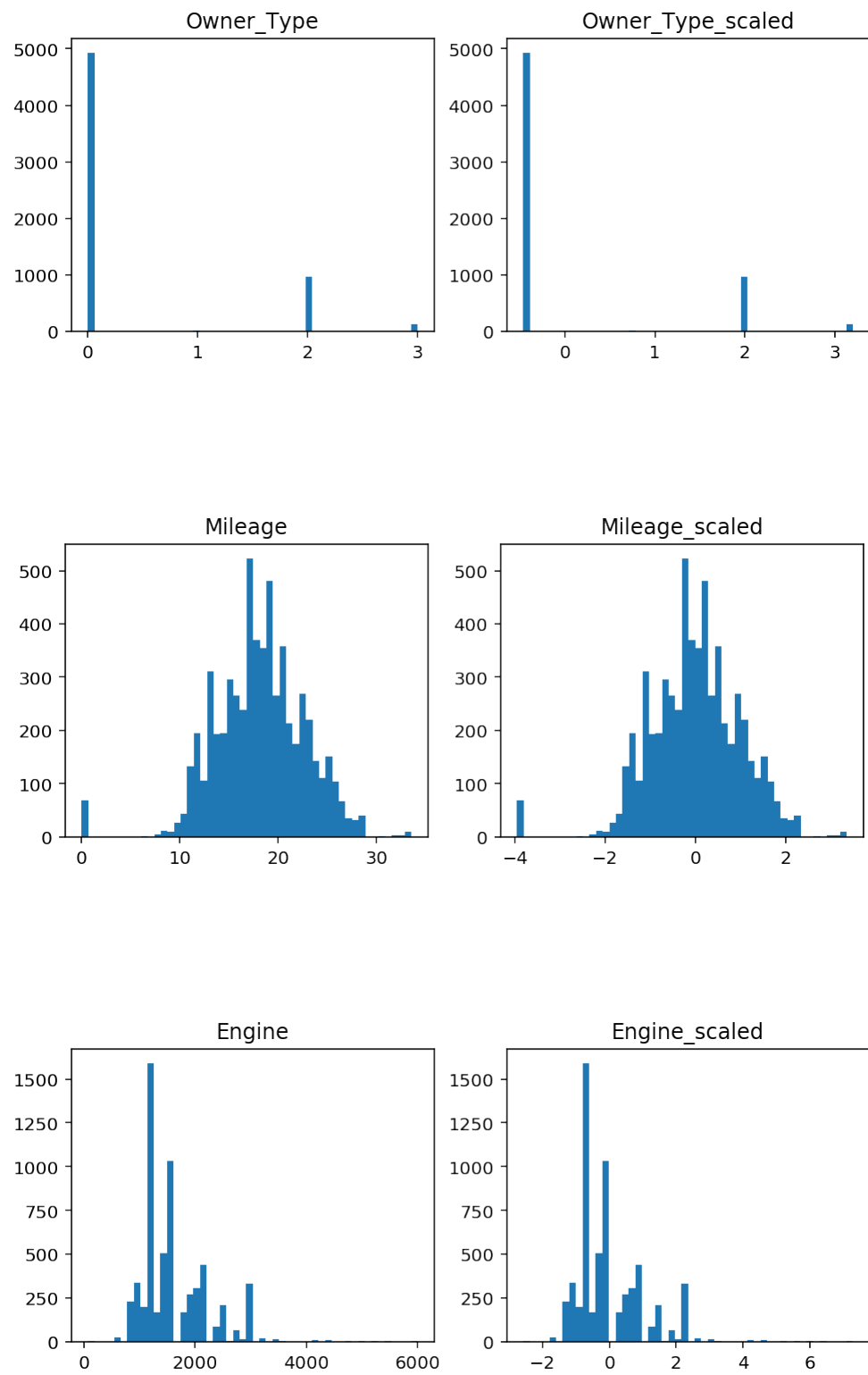
```
[23]: for column in data.columns:
      column_scaled = column + '_scaled'

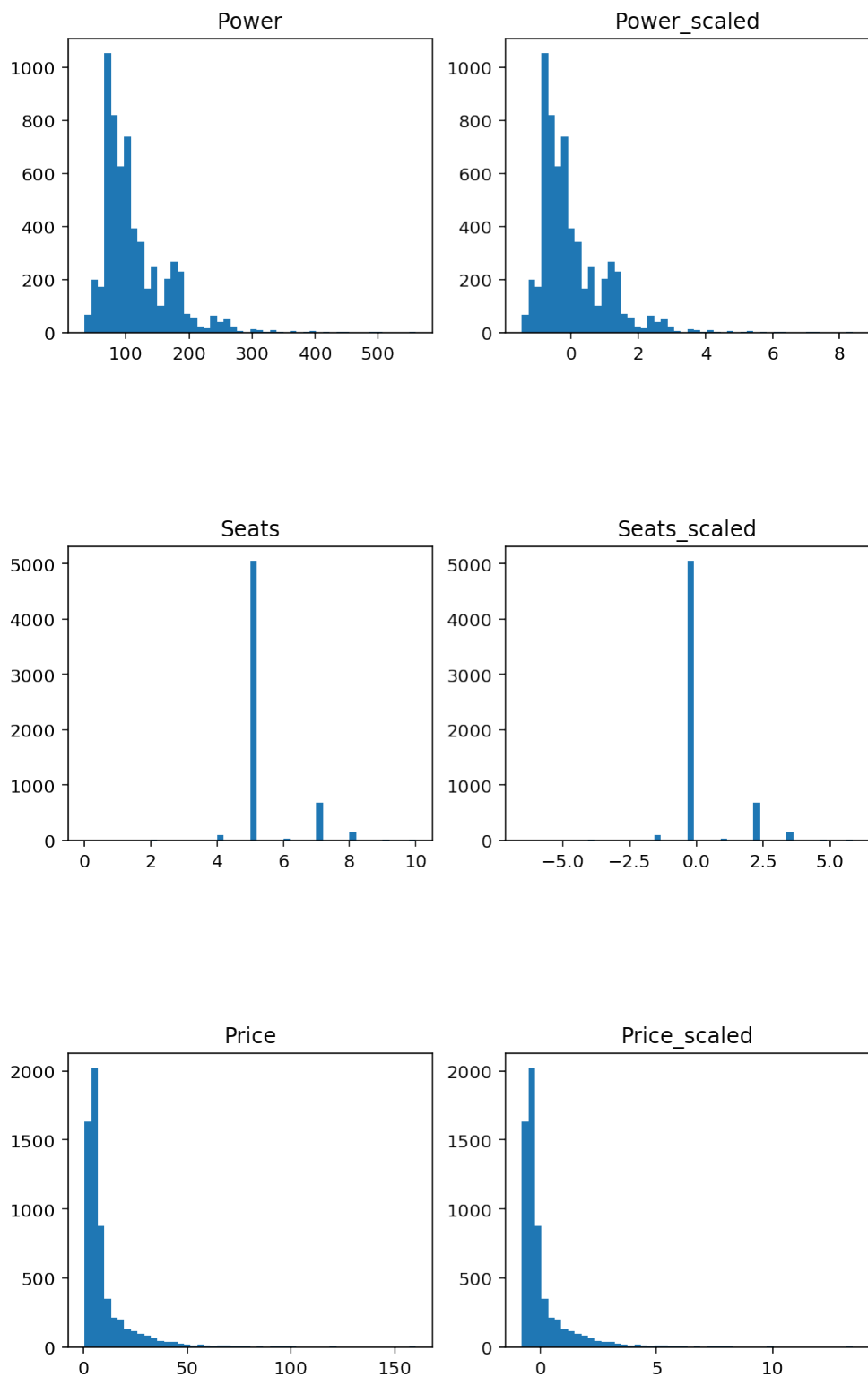
      fig, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(8,3))
      ax[0].hist(data[column], 50)
      ax[1].hist(data_scaled[column], 50)
```

```
ax[0].title.set_text(column)
ax[1].title.set_text(column_scaled)
plt.show()
```







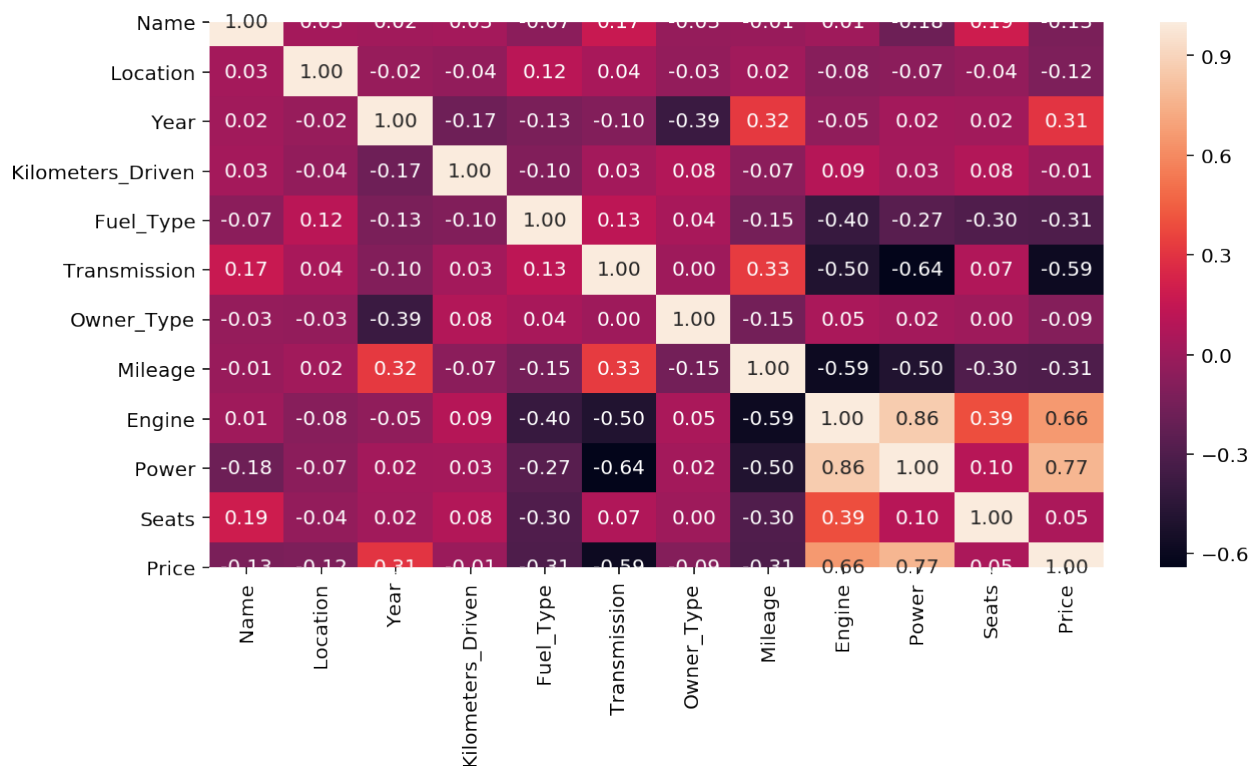


2.4. Проведение корреляционного анализа данных. Формирование промежуточных выводов о возможности построения моделей машинного обучения

Построим корреляционную матрицу для исходного набора данных и масштабированного:

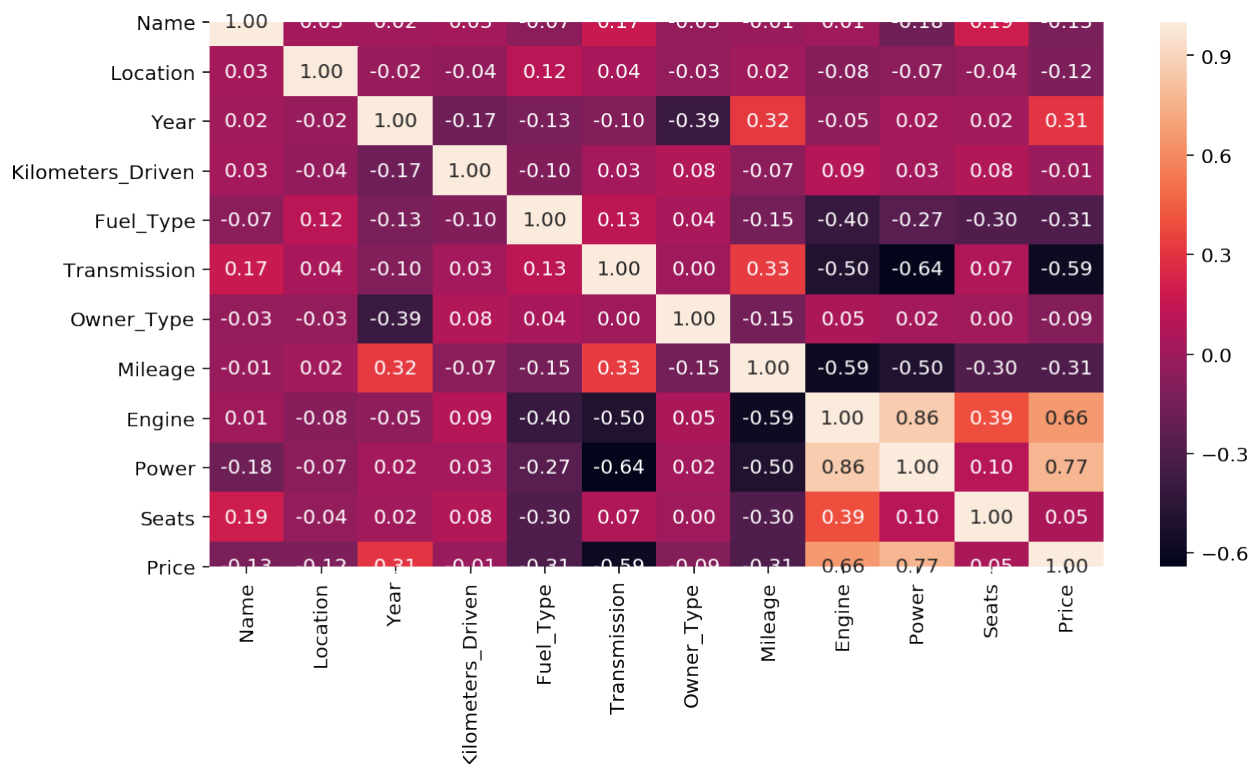
```
[24]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,5))
      sns.heatmap(data.corr(), annot=True, fmt='.2f')
```

[24]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2ed0270f4c8>



```
[25]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(10,5))
      sns.heatmap(data_scaled.corr(), annot=True, fmt='.2f')
```

[25]: <matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x2ed02e11288>



На основе корреляционной матрицы можно сделать следующие выводы:

- Корреляционные матрицы для исходных и масштабированных данных совпадают.
- Целевой признак регрессии **Price** наиболее сильно коррелирует с **Engine** (0.66) и **Power** (0.77). Однако эти признаки имеют корреляцию, близкую по модулю к 1, поэтому оба признака не следуют включать в модели. Будем использовать признак **Power**, так как он лучше чем **Engine** коррелирует с целевым признаком регрессии.
- Большие по модулю значения коэффициентов корреляции свидетельствуют о значимой корреляции между исходными признаками и целевым признаком. На основании корреляционной матрицы можно сделать вывод о том, что данные позволяют построить модель машинного обучения.

Удалим из данных столбец **Engine**:

```
[26]: data_scaled = data_scaled.drop(["Engine"], axis=1)
```

2.5. Выбор метрик для последующей оценки качества моделей

В качестве метрик для решения задачи регрессии будем использовать:

1. Mean squared error - средняя квадратичная ошибка

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

где:

- y - истинное значение целевого признака
- \hat{y} - предсказанное значение целевого признака

- N - размер тестовой выборки

Чем ближе значение к нулю, тем лучше качество регрессии.
Вычисляется с помощью функции `mean_squared_error`.

2. Mean absolute error - средняя абсолютная ошибка

$$MAE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i|$$

где:

- y - истинное значение целевого признака
- \hat{y} - предсказанное значение целевого признака
- N - размер тестовой выборки

Чем ближе значение к нулю, тем лучше качество регрессии.
Вычисляется с помощью функции `mean_absolute_error`.

3. Метрика R^2 или коэффициент детерминации

$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}$$

где:

- y - истинное значение целевого признака
- \hat{y} - предсказанное значение целевого признака
- N - размер тестовой выборки
- $\bar{y} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N y_i$

Чем ближе значение к единице, тем лучше качество регрессии.
Вычисляется с помощью функции `r2_score`.

Данные метрики были выбраны в силу того, что это самые используемые метрики для оценки качества моделей регрессии.

2.6. Выбор наиболее подходящих моделей для решения задачи регрессии

Для задачи регрессии будем использовать следующие модели:

- Линейная регрессия
- Метод ближайших соседей
- Машина опорных векторов
- Решающее дерево
- Случайный лес
- Градиентный бустинг

Таким образом, мы постараемся оценить качество всех наиболее используемых на сегодня моделей регрессии.

2.7. Формирование обучающей и тестовой выборок на основе исходного набора данных

Разделим данные на целевой столбец и признаки:

```
[27]: x = data_scaled.drop("Price", axis=1)
      y = data_scaled["Price"]
```

```
[28]: x.head()
```

```
[28]:
```

	Name	Location	Year	Kilometers_Driven	Fuel_Type	\
0	0.331326	1.143658	-1.027139	0.145315	-1.570306	
1	-0.662260	1.481989	0.502161	-0.194369	-0.905771	
2	-0.786458	-1.224657	-0.721279	-0.139581	1.087831	
3	0.331326	-1.224657	-0.415419	0.309678	-0.905771	
4	-1.780044	-0.886327	-0.109559	-0.197985	-0.905771	

	Transmission	Owner_Type	Mileage	Power	Seats
0	0.632529	-0.463672	1.847798	-1.027107	-0.343293
1	0.632529	-0.463672	0.335076	0.249937	-0.343293
2	0.632529	-0.463672	0.014196	-0.453901	-0.343293
3	0.632529	-0.463672	0.575191	-0.452775	2.137237
4	-1.580955	1.980149	-0.640662	0.523965	-0.343293

```
[29]: y.head()
```

```
[29]: 0    -0.690934
      1     0.270004
      2    -0.445113
      3    -0.311028
      4     0.738405
      Name: Price, dtype: float64
```

Разделим выборку на обучающую и тестовую [6]:

```
[30]: x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y,
                                                         test_size=0.25,
                                                         random_state=77)
```

```
[31]: x_train.shape, x_test.shape, y_train.shape, y_test.shape
```

```
[31]: ((4514, 10), (1505, 10), (4514,), (1505,))
```

2.8. Построение базового решения (baseline) для выбранных моделей без подбора гиперпараметров

Разработаем класс, который позволит сохранять метрики качества построенных моделей и реализует визуализацию метрик качества:

```
[32]: class MetricLogger:

      def __init__(self):
          self.df = pd.DataFrame(
              {'metric': pd.Series([], dtype='str'),
               'alg': pd.Series([], dtype='str'),
               'value': pd.Series([], dtype='float')})
```

```

def add(self, metric, alg, value):
    """
    Добавление значения
    """
    # Удаление значения если оно уже было ранее добавлено
    self.df.drop(self.df[(self.df['metric']==metric) &
                        (self.df['alg']==alg)].index, inplace=True)
    # Добавление нового значения
    temp = [{'metric':metric, 'alg':alg, 'value':value}]
    self.df = self.df.append(temp, ignore_index=True)

def get_data_for_metric(self, metric, ascending=True):
    """
    Формирование данных с фильтром по метрике
    """
    temp_data = self.df[self.df['metric']==metric]
    temp_data_2 = temp_data.sort_values(by='value',
                                       ascending=ascending)
    return temp_data_2['alg'].values, temp_data_2['value'].values

def plot(self, str_header, metric, ascending=True, figsize=(5, 5)):
    """
    Вывод графика
    """
    array_labels, array_metric = self.get_data_for_metric(metric,
                                                         ascending)

    fig, ax1 = plt.subplots(figsize=figsize)
    pos = np.arange(len(array_metric))
    rects = ax1.barh(pos, array_metric,
                    align='center',
                    height=0.5,
                    tick_label=array_labels)
    ax1.set_title(str_header)
    for a,b in zip(pos, array_metric):
        plt.text(0.5, a-0.05, str(round(b,3)), color='white')
    plt.show()

```

Модели:

```

[33]: regr_models = {'LR': LinearRegression(),
                    'KNN_5':KNeighborsRegressor(n_neighbors=5),
                    'SVR':SVR(C=1.0, gamma='scale'),
                    'Tree':DecisionTreeRegressor(max_depth=10),
                    'RF':RandomForestRegressor(n_estimators=100),
                    'GB':GradientBoostingRegressor(n_estimators=100)}

```

Сохранение метрик:

```

[34]: regrMetricLogger = MetricLogger()

```

Напишем функцию, которая тренирует модель и считает её метрики:

```
[35]: def regr_train_model(model_name, model, regrMetricLogger):
    model.fit(x_train, y_train)
    y_pred = model.predict(x_test)

    mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)
    mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
    r2 = r2_score(y_test, y_pred)

    regrMetricLogger.add('MAE', model_name, mae)
    regrMetricLogger.add('MSE', model_name, mse)
    regrMetricLogger.add('R2', model_name, r2)

    print('*****')
    print(model)
    print()
    print('MAE={}, MSE={}, R2={}'.format(
        round(mae, 3), round(mse, 3), round(r2, 3)))
    print('*****')
```

И выполним обучение всех моделей с вычислением их метрик:

```
[36]: for model_name, model in regr_models.items():
    regr_train_model(model_name, model, regrMetricLogger)
```

```
*****
LinearRegression(copy_X=True, fit_intercept=True, n_jobs=None,
→normalize=False)

MAE=0.324, MSE=0.279, R2=0.718
*****
*****
KNeighborsRegressor(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
                    metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=5, p=2,
                    weights='uniform')

MAE=0.181, MSE=0.154, R2=0.844
*****
*****
SVR(C=1.0, cache_size=200, coef0=0.0, degree=3, epsilon=0.1,
→gamma='scale',
    kernel='rbf', max_iter=-1, shrinking=True, tol=0.001, verbose=False)

MAE=0.172, MSE=0.145, R2=0.853
*****
*****
DecisionTreeRegressor(criterion='mse', max_depth=10, max_features=None,
                      max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0,
                      min_impurity_split=None, min_samples_leaf=1,
                      min_samples_split=2, min_weight_fraction_leaf=0.0,
                      presort=False, random_state=None, splitter='best')
```

MAE=0.191, MSE=0.21, R2=0.787


```
RandomForestRegressor(bootstrap=True, criterion='mse', max_depth=None,
                        max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
                        min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
                        min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                        min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100,
                        n_jobs=None, oob_score=False, random_state=None,
                        verbose=0, warm_start=False)
```

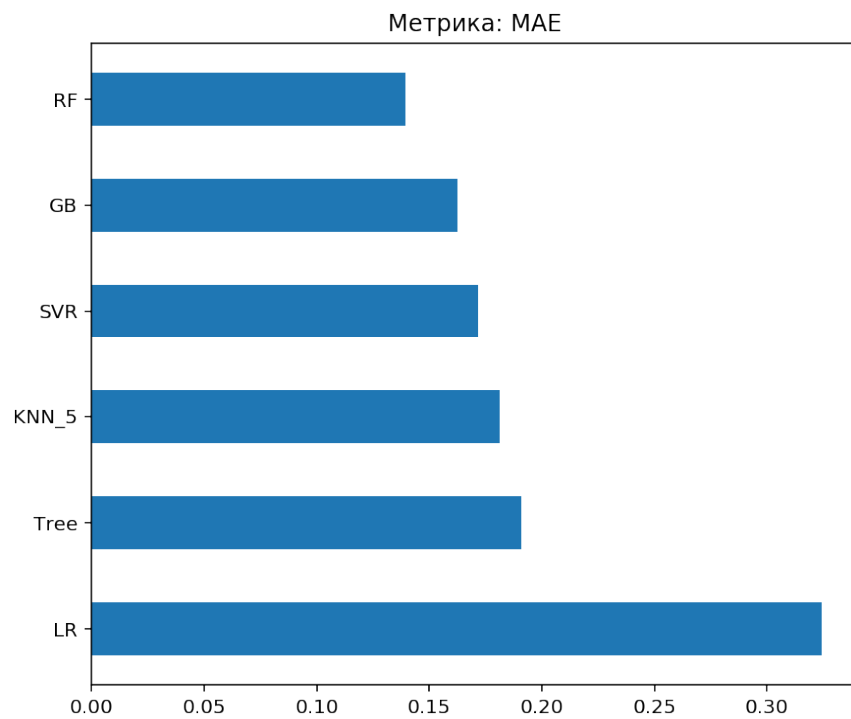
MAE=0.139, MSE=0.115, R2=0.884


```
GradientBoostingRegressor(alpha=0.9, criterion='friedman_mse', init=None,
                            learning_rate=0.1, loss='ls', max_depth=3,
                            max_features=None, max_leaf_nodes=None,
                            min_impurity_decrease=0.0,
                            ↪min_impurity_split=None,
                                min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                                min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=100,
                                n_iter_no_change=None, presort='auto',
                                random_state=None, subsample=1.0, tol=0.0001,
                                validation_fraction=0.1, verbose=0,
                            ↪warm_start=False)
```

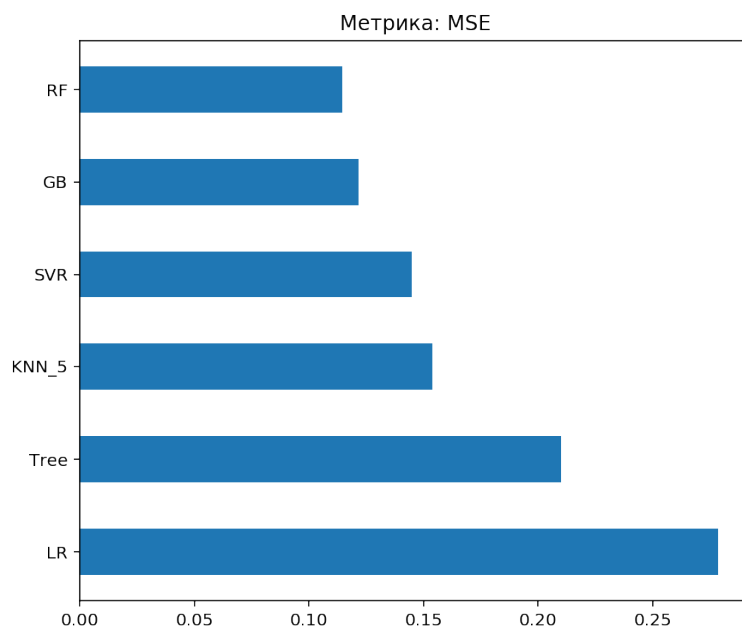
MAE=0.163, MSE=0.122, R2=0.877

Посмотрим на метрики в графическом виде:

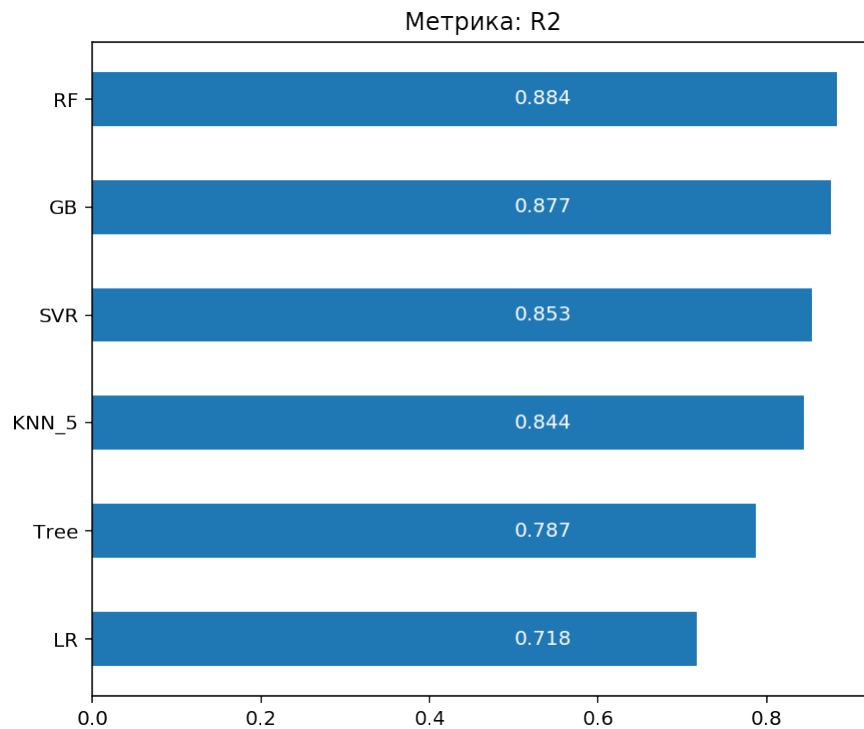
```
[37]: regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'MAE', 'MAE',
                             ascending=False, figsize=(7, 6))
```

```
[38]: regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'MSE', 'MSE',  
                             ascending=False, figsize=(7, 6))
```



```
[39]: regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'R2', 'R2',  
                             ascending=True, figsize=(7, 6))
```



В целом все модели, кроме линейной регрессии, справились с задачей довольно хорошо. Лучшими являются случайный лес, градиентный бустинг и машина опорных векторов

2.9. Подбор гиперпараметра с использованием GridSearchCV и кросс-валидации

Будем подбирать следующие гиперпараметры:

- `n_neighbors` для метода ближайших соседей;
- `C` для машины опорных векторов;
- `max_depth` для решающего дерева;
- `n_estimators` для случайного леса;
- `n_estimators` для градиентного бустинга.

Напишем функцию, которая будет подбирать гиперпараметр, тренировать модель с этим гиперпараметром и считать метрики полученной модели:

```
[40]: def regr_gs_train_model(model_name, model, regrMetricLogger):  
    gs = GridSearchCV(model, tuned_parameters[model_name],  
                      cv=ShuffleSplit(n_splits=5), n_jobs=-1,  
                      scoring="r2", return_train_score=True)  
  
    gs.fit(x, y)  
  
    model = gs.best_estimator_  
    model.fit(x_train, y_train)  
    y_pred = model.predict(x_test)  
  
    mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred)  
    mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
```

```

r2 = r2_score(y_test, y_pred)

regrMetricLogger.add('MAE', model_name, mae)
regrMetricLogger.add('MSE', model_name, mse)
regrMetricLogger.add('R2', model_name, r2)

print('*****')
print('Best param: {}'.format(gs.best_params_))
print(model)
print()
print('MAE={}, MSE={}, R2={}'.format(
    round(mae, 3), round(mse, 3), round(r2, 3)))
print('*****')

```

Введем список настраиваемых параметров для каждой модели:

```

[41]: tuned_parameters = {}

param_range = np.arange(1, 1001, 100)
tuned_parameters['KNN_5'] = [{'n_neighbors': param_range}]

param_range = np.arange(1, 21, 1)
tuned_parameters['SVR'] = [{'C': param_range}]

param_range = np.arange(1, 51, 1)
tuned_parameters['Tree'] = [{'max_depth': param_range}]

param_range = np.arange(1, 201, 10)
tuned_parameters['RF'] = [{'n_estimators': param_range}]

param_range = np.arange(1, 201, 10)
tuned_parameters['GB'] = [{'n_estimators': param_range}]

```

И выполним написанную ранее функцию для каждой модели:

```

[42]: if "LR" in regr_models:
    regr_models.pop("LR")

    for model_name, model in regr_models.items():
        regr_gs_train_model(model_name, model, regrMetricLogger)

```

```

*****

```

```

Best param: {'n_neighbors': 1}
KNeighborsRegressor(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
                    metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=1, p=2,
                    weights='uniform')

```

```

MAE=0.178, MSE=0.162, R2=0.836

```

```

*****

```

```

*****

```

```

Best param: {'C': 9}
SVR(C=9, cache_size=200, coef0=0.0, degree=3, epsilon=0.1, gamma='scale',

```

```

        kernel='rbf', max_iter=-1, shrinking=True, tol=0.001, verbose=False)

MAE=0.163, MSE=0.11, R2=0.889
*****
*****
Best param: {'max_depth': 7}
DecisionTreeRegressor(criterion='mse', max_depth=7, max_features=None,
                      max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0,
                      min_impurity_split=None, min_samples_leaf=1,
                      min_samples_split=2, min_weight_fraction_leaf=0.0,
                      presort=False, random_state=None, splitter='best')

MAE=0.208, MSE=0.211, R2=0.786
*****
*****
Best param: {'n_estimators': 41}
RandomForestRegressor(bootstrap=True, criterion='mse', max_depth=None,
                      max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
                      min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
                      min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                      min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=41,
                      n_jobs=None, oob_score=False, random_state=None,
                      verbose=0, warm_start=False)

MAE=0.143, MSE=0.134, R2=0.865
*****
*****
Best param: {'n_estimators': 191}
GradientBoostingRegressor(alpha=0.9, criterion='friedman_mse', init=None,
                          learning_rate=0.1, loss='ls', max_depth=3,
                          max_features=None, max_leaf_nodes=None,
                          min_impurity_decrease=0.0,
→min_impurity_split=None,
                          min_samples_leaf=1, min_samples_split=2,
                          min_weight_fraction_leaf=0.0, n_estimators=191,
                          n_iter_no_change=None, presort='auto',
                          random_state=None, subsample=1.0, tol=0.0001,
                          validation_fraction=0.1, verbose=0,
→warm_start=False)

```

```

MAE=0.15, MSE=0.112, R2=0.887
*****

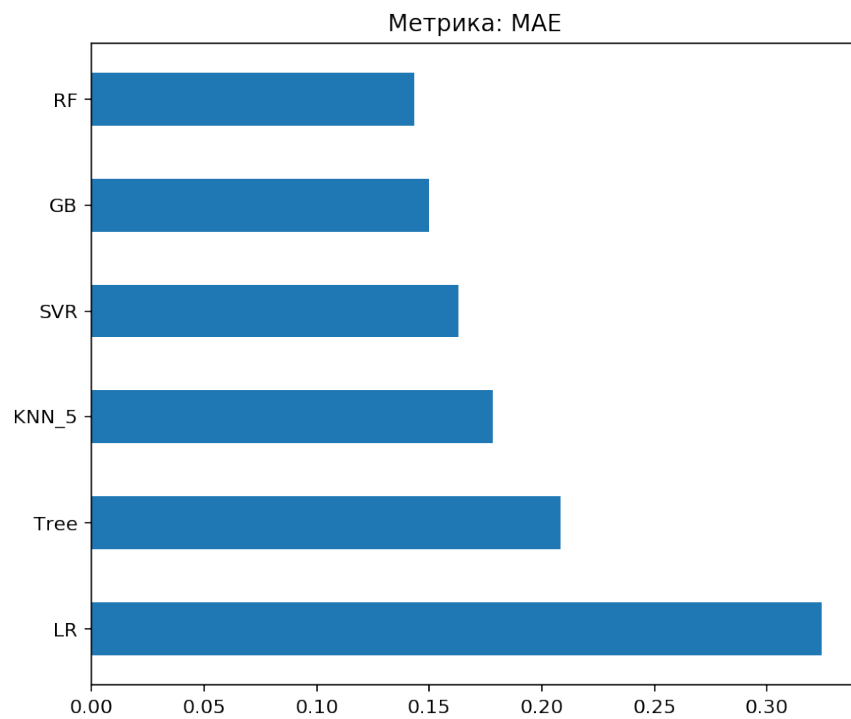
```

Посмотрим на метрики в графическом виде:

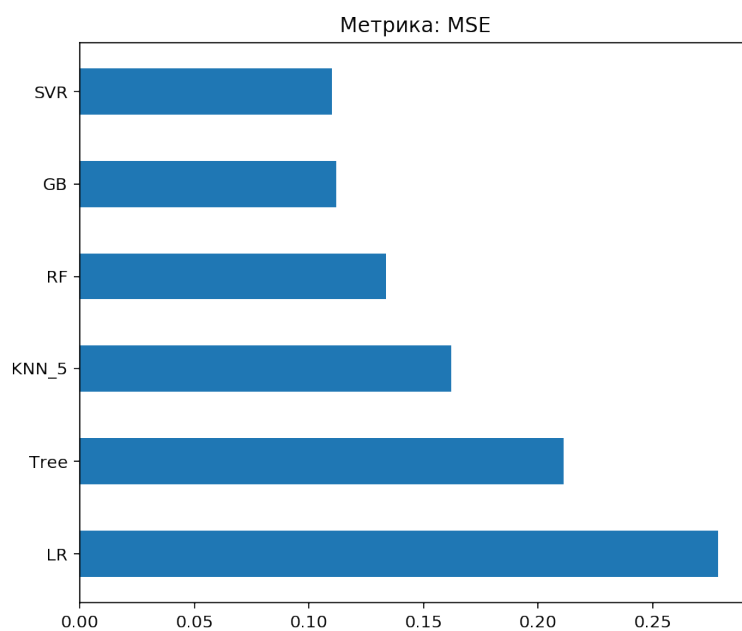
```

[43]: regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'MAE', 'MAE',
                           ascending=False, figsize=(7, 6))

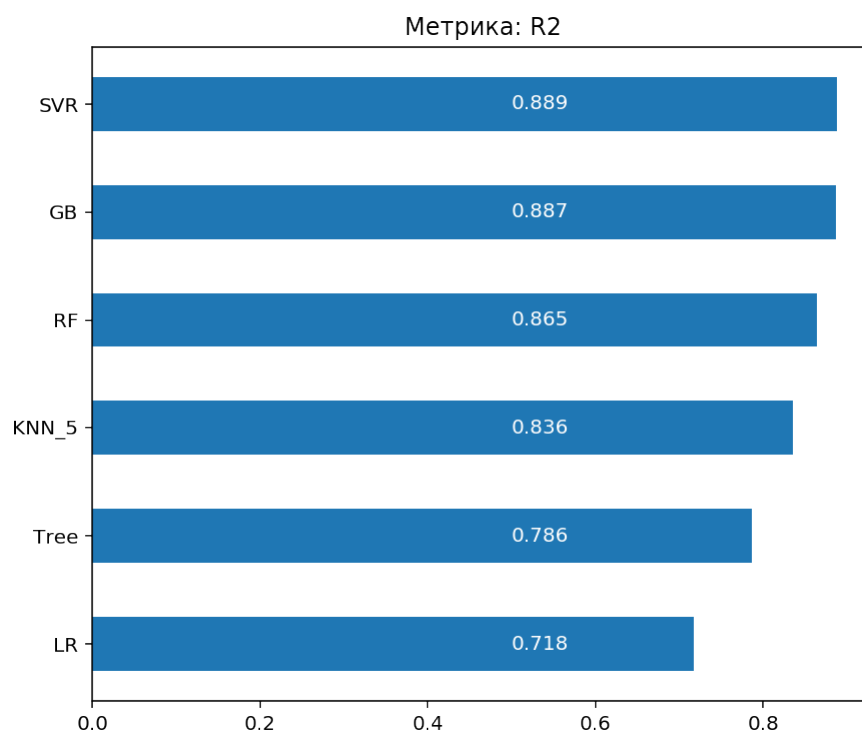
```



```
[44]: regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'MSE', 'MSE',
                             ascending=False, figsize=(7, 6))
```



```
[45]: regrMetricLogger.plot('Метрика: ' + 'R2', 'R2',
                             ascending=True, figsize=(7, 6))
```



С подобранными параметрами качество наших моделей немного улучшилось, но по-прежнему лучшими остались машина опорных векторов, случайный лес и градиентный бустинг.

2.10. Выводы

Все построенные модели, кроме линейной регрессии, обладают очень хорошими показателями. При этом ансамблевые модели вместе с машиной опорных векторов показывают наилучшие результаты. Таким образом для дальнейшей работы стоит использовать именно эти модели.

Список литературы

- [1] Гапанюк Ю. Е. Домашнее задание по дисциплине «Методы машинного обучения» [Электронный ресурс] // GitHub. — 2020. — Режим доступа: https://github.com/ugaryanyuk/ml_course_2020/wiki/MMO_DZ (дата обращения: 09.05.2020).
- [2] Kasliwal A. Used Cars Price [Electronic resource] // Kaggle. — 2019. — Access mode: <https://www.kaggle.com/avikasliwal/used-cars-price-prediction#test-data.csv> (online; accessed: 09.05.2020).
- [3] Team The IPython Development. IPython 7.13.0 Documentation [Electronic resource] // Read the Docs. — 2020. — Access mode: <https://ipython.readthedocs.io/en/stable/> (online; accessed: 09.05.2020).
- [4] Waskom M. seaborn 0.10.0 documentation [Electronic resource] // PyData. — 2020. — Access mode: <https://seaborn.pydata.org/> (online; accessed: 09.05.2020).

- [5] pandas 1.0.1 documentation [Electronic resource] // PyData. — 2020. — Access mode: <http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/> (online; accessed: 09.05.2020).
- [6] scikit-learn 0.22.2 documentation [Electronic resource]. — 2020. — Access mode: <https://scikit-learn.org/> (online; accessed: 09.05.2020).