

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана  
Факультет «Информатика и системы управления»  
Кафедра «Системы обработки информации и управления»



**Отчет**  
**Лабораторные работа № 5**  
**«Линейные модели, SVM и деревья решений.»**  
**По курсу «Технологии машинного обучения»**

**ИСПОЛНИТЕЛЬ:**

Матиенко Андрей  
Группа ИУ5-61Б

---

" \_ " \_\_\_\_\_ 2020 г.

**ПРЕПОДАВАТЕЛЬ:**

Гапанюк Ю.Е.

---

" \_ " \_\_\_\_\_ 2020 г.

**Москва 2020**

## Задание:

1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии.
2. В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.
3. С использованием метода `train_test_split` разделите выборку на обучающую и тестовую.
4. Обучите следующие модели:
  - одну из линейных моделей;
  - SVM;
  - дерево решений.
5. Оцените качество моделей с помощью двух подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.

## Sklearn

### Bike sharing demand ¶

Задача на kaggle: <https://www.kaggle.com/c/bike-sharing-demand>

По историческим данным о прокате велосипедов и погодным условиям необходимо оценить спрос на прокат велосипедов.

В исходной постановке задачи доступно 11 признаков: <https://www.kaggle.com/c/prudential-life-insurance-assessment/data>

В наборе признаков присутствуют вещественные, категориальные, и бинарные данные.

## Библиотеки

```
In [2]: from sklearn import model_selection, linear_model, metrics
```

```
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
In [3]: %pylab inline
```

Populating the interactive namespace from numpy and matplotlib

## Загрузка данных

```
In [4]: raw_data = pd.read_csv('datasets/bike_sharing_demand.csv', sep=',')
```

```
In [5]: raw_data.head()
```

```
Out[5]:
```

	datetime	season	holiday	workingday	weather	temp	atemp	humidity	windspeed	casual	registered	count
0	2011-01-01 00:00:00	1	0	0	1	9.84	14.395	81	0.0	3	13	16
1	2011-01-01 01:00:00	1	0	0	1	9.02	13.635	80	0.0	8	32	40
2	2011-01-01 02:00:00	1	0	0	1	9.02	13.635	80	0.0	5	27	32
3	2011-01-01 03:00:00	1	0	0	1	9.84	14.395	75	0.0	3	10	13
4	2011-01-01 04:00:00	1	0	0	1	9.84	14.395	75	0.0	0	1	1

**datetime** - hourly date + timestamp

**season** - 1 = spring, 2 = summer, 3 = fall, 4 = winter

**holiday** - whether the day is considered a holiday

**workingday** - whether the day is neither a weekend nor holiday

**weather** - 1: Clear, Few clouds, Partly cloudy, Partly cloudy 2: Mist + Cloudy, Mist + Broken clouds, Mist + Few clouds, Mist 3: Light Snow, Light Rain + Thunderstorm + Scattered clouds, Light Rain + Scattered clouds 4: Heavy Rain + Ice Pallets + Thunderstorm + Mist, Snow + Fog

**temp** - temperature in Celsius

**atemp** - "feels like" temperature in Celsius  
**humidity** - relative humidity  
**windspeed** - wind speed  
**casual** - number of non-registered user rentals initiated  
**registered** - number of registered user rentals initiated  
**count** - number of total rentals

```
In [6]: raw_data.shape
```

```
Out[6]: (10886, 12)
```

```
In [7]: raw_data.isnull().values.any()
```

```
Out[7]: False
```

## Предобработка данных

### Типы признаков

```
In [8]: raw_data.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 10886 entries, 0 to 10885
Data columns (total 12 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  ---
0   datetime    10886 non-null  object
1   season      10886 non-null  int64
2   holiday     10886 non-null  int64
3   workingday  10886 non-null  int64
4   weather     10886 non-null  int64
5   temp        10886 non-null  float64
6   atemp       10886 non-null  float64
7   humidity    10886 non-null  int64
8   windspeed   10886 non-null  float64
9   casual      10886 non-null  int64
10  registered  10886 non-null  int64
11  count       10886 non-null  int64
dtypes: float64(3), int64(8), object(1)
memory usage: 1020.7+ KB
```

Поменяем тип у *datetime*. С object-> datetime

```
In [9]: raw_data.datetime = raw_data.datetime.apply(pd.to_datetime)
```

Создадим два новых признака: *месяц и час, когда это происходит*

```
In [10]: raw_data['month'] = raw_data.datetime.apply(lambda x: x.month)
raw_data['hour'] = raw_data.datetime.apply(lambda x: x.hour)
```

```
In [11]: raw_data.head()
```

```
Out[11]:
```

	datetime	season	holiday	workingday	weather	temp	atemp	humidity	windspeed	casual	registered	count	month	hour
0	2011-01-01 00:00:00	1	0	0	1	9.84	14.395	81	0.0	3	13	16	1	0
1	2011-01-01 01:00:00	1	0	0	1	9.02	13.635	80	0.0	8	32	40	1	1
2	2011-01-01 02:00:00	1	0	0	1	9.02	13.635	80	0.0	5	27	32	1	2
3	2011-01-01 03:00:00	1	0	0	1	9.84	14.395	75	0.0	3	10	13	1	3
4	2011-01-01 04:00:00	1	0	0	1	9.84	14.395	75	0.0	0	1	1	1	4

## Обучение и отложенный тест

Обучающая выборка для создания модели и обучения ее. Тестовая выборка - для проверки качества модели

```
In [12]: train_data = raw_data.iloc[:-1000, :]  
hold_out_test_data = raw_data.iloc[-1000:, :]
```

```
In [13]: raw_data.shape, train_data.shape, hold_out_test_data.shape
```

```
Out[13]: ((10886, 14), (9886, 14), (1000, 14))
```

```
In [14]: print('train period from {} to {}'.format(train_data.datetime.min(), train_data.datetime.max()))  
print('evaluation period from {} to {}'.format(hold_out_test_data.datetime.min(), hold_out_test_data.datetime.max()))
```

```
train period from 2011-01-01 00:00:00 to 2012-10-16 06:00:00  
evaluation period from 2012-10-16 07:00:00 to 2012-12-19 23:00:00
```

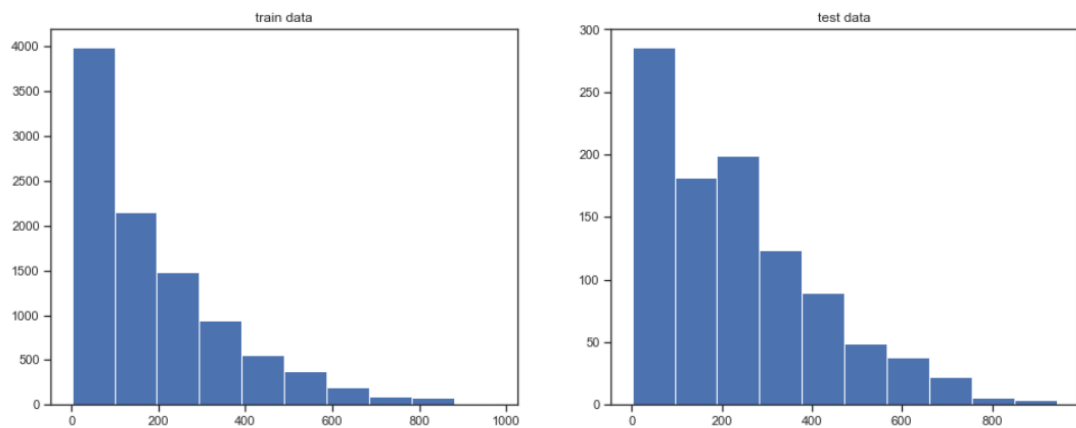
## Целевая функция на обучающей выборке и на отложенном тесте

```
In [17]: pylab.figure(figsize=(16,6))
```

```
pylab.subplot(1, 2, 1)  
pylab.hist(train_labels)  
pylab.title('train data')
```

```
pylab.subplot(1, 2, 2)  
pylab.hist(test_labels)  
pylab.title('test data')
```

```
Out[17]: Text(0.5, 1.0, 'test data')
```



## Модель

Так как у нас регрессия, то обучим регрессор. Моделью будет регрессор на основе стохастического градиентного спуска

```
In [22]: regressor = linear_model.SGDRegressor(random_state=0)
```

```
In [23]: regressor.fit(train_data, train_labels)  
metrics.mean_absolute_error(test_labels, regressor.predict(test_data))
```

```
Out[23]: 32678333066101.656
```

Невероятно большая ошибка.

Посмотрим на истинные метки, и наши

```
In [24]: test_labels[:10]
```

```
Out[24]: array([525, 835, 355, 222, 228, 325, 328, 308, 346, 446], dtype=int64)
```

```
In [25]: regressor.predict(test_data)[:10]
```

```
Out[25]: array([-8.15217468e+13, -1.27940348e+14, -5.15430820e+13, -2.29149119e+13,  
-2.58255957e+13, -3.85635403e+13, -3.92648763e+13, -3.03104198e+13,  
-4.03846575e+13, -5.57515848e+13])
```

У нас очень плохие значения.

Посмотрим на наши коэффициенты.

```
In [26]: print(list(map(lambda x: round(x, 2), regressor.coef_)))
```

```
[-23028547689.43, -587204401.77, -12729175530.75, -1273594091.93, 58373018311.46, -160478942389.07, -36745954823.9, -487006372  
8.49]
```

Коэффициенты просто нереальны. Это происходит из-за того, что мы не отмасштабировали признаки

## Scaling

```
In [27]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler
```

Создаем *scaler*

Чтобы применить наше преобразование, нужно сначала его обучить (то есть высчитать параметры  $\mu$  и  $\sigma$ )

Обучать *scaler* можно только на обучающей выборке (потому что часто на практике нам неизвестна тестовая выборка)

```
In [28]: ## создаем scaler
scaler = StandardScaler()
scaler.fit(train_data, train_labels)
scaled_train_data = scaler.transform(train_data)
scaled_test_data = scaler.transform(test_data)
```

Теперь можно снова обучить модель

```
In [29]: regressor.fit(scaled_train_data, train_labels)
metrics.mean_absolute_error(test_labels, regressor.predict(scaled_test_data))
```

```
Out[29]: 0.042930483012408885
```

Ошибка получилось очень маленька

**Мы ошибаемся меньше чем на 1 велосипед, это очень странно.**

Посмотрим на коэффициенты

```
In [32]: regressor.coef_
Out[32]: array([ 4.58902678e-01, -4.51836158e-01,  6.62608792e-04, -1.40703258e-02,
 5.08590377e+01,  1.48008168e+02, -1.32281341e-03,  7.59230341e-03])
```

```
In [33]: print(list(map(lambda x: round(x, 2), regressor.coef_)))
[0.46, -0.45, 0.0, -0.01, 50.86, 148.01, -0.0, 0.01]
```

**Видно, что почти все признаки принимают маленькие коэффициенты, за исключением двух.**

Посмотрим на эти признаки

```
In [34]: train_data.head()
Out[34]:
```

	temp	atemp	humidity	windspeed	casual	registered	month	hour
0	9.84	14.395	81	0.0	3	13	1	0
1	9.02	13.635	80	0.0	8	32	1	1
2	9.02	13.635	80	0.0	5	27	1	2
3	9.84	14.395	75	0.0	3	10	1	3
4	9.84	14.395	75	0.0	0	1	1	4

Это признаки *casual* и *registered*

Видно, что если сложить два эти признака, то получим целевую функцию

```
In [36]: np.all(train_data.casual + train_data.registered == train_labels)
Out[36]: True
```

То есть мы использовали те данные, по которым однозначно восстанавливается целевая функция

Удалим из нашей выборки эти признаки

```
In [37]: train_data.drop(['casual', 'registered'], axis=1, inplace=True)
test_data.drop(['casual', 'registered'], axis=1, inplace=True)
```

Отмасштабируем признаки на новом наборе данных.

И обучим модель

```
In [38]: scaler.fit(train_data, train_labels)
scaled_train_data = scaler.transform(train_data)
scaled_test_data = scaler.transform(test_data)

In [39]: regressor.fit(scaled_train_data, train_labels)
metrics.mean_absolute_error(test_labels, regressor.predict(scaled_test_data))

Out[39]: 121.8835371361759
```

**Мы построили модель. Теперь попытаемся ее улучшить**

Для этого проведем кросс-валидацию. Но тут существует проблема: нам необходимо масштабировать данные. То есть нужно для каждого фолда провести масштабирование, а потом обучить его и проверить качество. Вся реализация будет очень громоздкой.

Благо, существует класс *Pipeline*

## Pipeline

```
In [41]: from sklearn.pipeline import Pipeline
```

Вместо одного преобразования, *Pipeline* позволяет делать целую цепочку преобразований

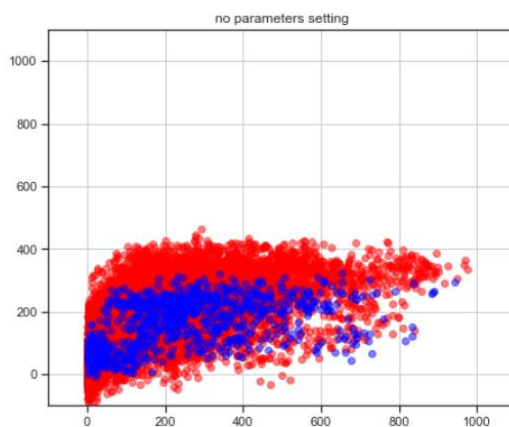
- каждый шаг представляется *tuple*
- первый элемент: название шага, второй элемент: объект, который способен преобразовывать данные
- **главное, чтобы у объектов были такие методы как *fit* и *transform***

```
In [42]: ## создаем Pipeline из двух шагов: scaling и классификация
pipeline = Pipeline(steps=[('scaling', scaler), ('regression', regressor)])
```

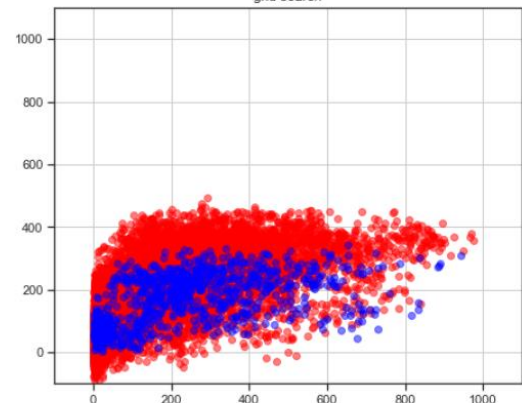
```
In [43]: pipeline.fit(train_data, train_labels)
metrics.mean_absolute_error(test_labels, pipeline.predict(test_data))
```

Out[43]: 121.8835371361759

no parameters setting



grid search



## SVM

```
In [54]: from sklearn.svm import LinearSVR, SVR, NuSVR
```

**Объединяем отмасштабированные тренировочную и тестовую выборку в одну, чтобы показать на графике**

```
In [55]: columns = ['temp', 'atemp', 'humidity', 'windspeed', 'month', 'hour']
df_scaled_train_data = pd.DataFrame(scaled_train_data, columns=columns)
df_scaled_train_data.shape
```

Out[55]: (9886, 6)

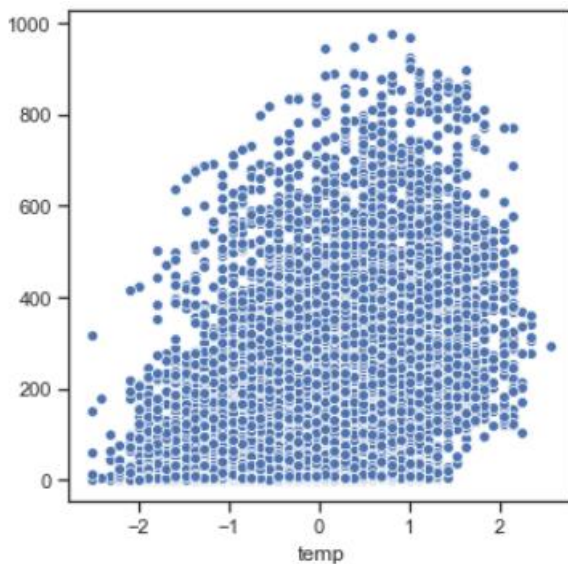
```
In [56]: df_scaled_test_data = pd.DataFrame(scaled_test_data, columns=columns)
df_scaled_test_data.shape
```

Out[56]: (1000, 6)

```
In [57]: df_scaled_data = pd.concat((df_scaled_train_data, df_scaled_test_data))
df_scaled_data.shape
```

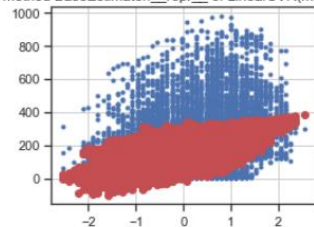
Out[57]: (10886, 6)

**Объединяем метки**



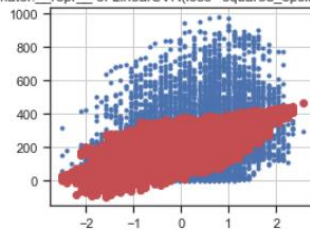
1 : LinearSVR(max\_iter=10000)

<bound method BaseEstimator.\_\_repr\_\_ of LinearSVR(max\_iter=10000)>



2 : LinearSVR(loss='squared\_epsilon\_insensitive', max\_iter=10000)

<bound method BaseEstimator.\_\_repr\_\_ of LinearSVR(loss='squared\_epsilon\_insensitive', max\_iter=10000)>



```
1) LinearSVR(max_iter=10000):
MAE : 134.62885617780657
RMSE : 198.57231537501926
2) LinearSVR(loss='squared_epsilon_insensitive', max_iter=10000):
MAE : 121.48121298033922
RMSE : 179.07353807208273
3) SVR(kernel='linear'):
MAE : 133.54396132008895
RMSE : 197.17923535229073
4) SVR(gamma=0.2):
MAE : 127.24055811808151
RMSE : 191.65174247313433
5) SVR(gamma=0.8):
MAE : 137.55045579588213
RMSE : 199.4544677227705
6) NuSVR(gamma=0.8, nu=0.1):
MAE : 156.07688650425644
RMSE : 188.5885130216648
7) NuSVR(gamma=0.8, nu=0.9):
MAE : 137.15587625226325
RMSE : 198.99307771502586
8) SVR(degree=2, gamma='auto', kernel='poly'):
MAE : 147.45771621073627
RMSE : 201.40462758624605
9) SVR(gamma=0.2, kernel='poly'):
MAE : 135.64994483200658
RMSE : 196.1028204855855
10) SVR(degree=4, gamma=0.2, kernel='poly'):
MAE : 133.0989147717965
RMSE : 194.07532401041914
The best is (2, LinearSVR(loss='squared_epsilon_insensitive', max_iter=10000))
```

**При SVM мы все равно ошибаемся в среднем на 121 велосипед**

## Random Forest

```
In [64]: from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

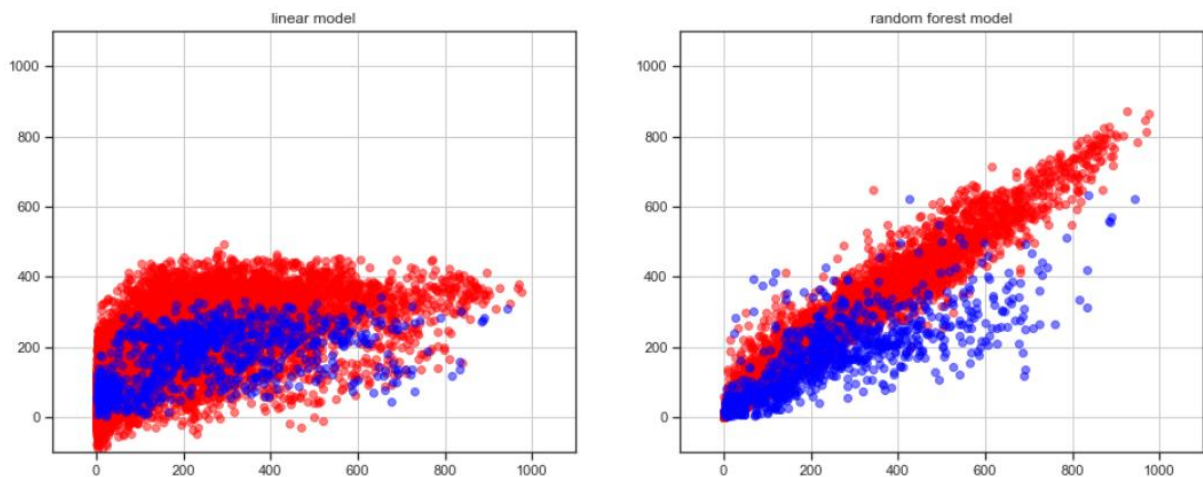
In [65]: regressor = RandomForestRegressor(random_state = 0, max_depth = 20, n_estimators = 50)

In [66]: regressor.fit(train_data, train_labels)
y_pred = regressor.predict(test_data)

In [67]: MAE = metrics.mean_absolute_error(test_labels, y_pred)
RMSE = np.sqrt(metrics.mean_squared_error(test_labels, y_pred))
print("MAE :", MAE)
print("RMSE :", RMSE)

MAE : 94.48785609748148
RMSE : 140.4009537401872
```

Этот результат лучше, в среднем мы ошибаемся на 94 велосипеда.



```
decision_tree = DecisionTreeRegressor(random_state=42, max_depth=8)
decision_tree.fit(train_data, train_labels)
y_pred = decision_tree.predict(test_data)
metrics.mean_absolute_error(test_labels, y_pred)
```

93.38136635909738

## Decision Tree or Random Forest - лучшие модели

### Вывод:

Научился работе с LinearRegression, SVR, RandomForest