

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

Лабораторная работа №6  
по дисциплине

«Методы машинного обучения»  
на тему

«Ансамбли моделей машинного обучения»

Выполнил:  
студент группы ИУ5-21М  
Сефербеков М.С.

Москва — 2020 г.

## 1. Цель лабораторной работы.

Изучить ансамбли моделей машинного обучения

## 2. Задание

Требуется выполнить следующие действия [1]:

1. Выбрать 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 две ансамблевые модели. Оцените качество модели с помощью одной из подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.
5. Произведите для каждой модели подбор одного гиперпараметра. В зависимости от используемой библиотеки можно применять функцию `GridSearchCV`, использовать перебор параметров в цикле, или использовать другие методы.
6. Повторите пункт 4 для найденных оптимальных значения гиперпараметров. Сравните качество полученных моделей с качеством моделей, полученных в пункте 4.

## 3. Ход выполнения работы

```
In [0]: from datetime import datetime
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_absolute_error
from sklearn.metrics import median_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
# 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

```
In [0]: pd.set_option("display.width", 70)
```

### 3.1. Предварительная подготовка данных

В качестве набора данных используются метрологические данные MapData-Evans-GP.csv "Mars"

```
In [0]: data = pd.read_csv("/content/sample_data/MapData-Evans-GP.csv", skiprows=range(1, 45000))
```

```
In [0]: def TempreatureCToF(t):  
        return t*9/5 +32
```

```
In [0]: df = data.copy()  
df["Tempreature(F)"]=TempreatureCToF(df["Temperature"])
```

```
In [0]: X = df.drop(["Difficulty Challenge", "Dust Devils", "Latitude", "Longitude", "Topography", "Map Name",  
                    "Named Location", "Breakthrough 1", "Meteors", "Cold Waves", "Concrete", "Tempreature(F)", "Temperature",  
                    "Breakthrough 2", "Breakthrough 3", "Breakthrough 4", "Breakthrough 5", "Breakthrough 6",  
                    "Breakthrough 7", "Breakthrough 8", "Breakthrough 9", "Breakthrough 10", "Breakthrough 11",  
                    "Breakthrough 12", "Breakthrough 13", "Breakthrough 14", "Breakthrough 15", "Breakthrough 16",  
                    "Breakthrough 17", "Dust Storms", "Altitude"  
                    ],axis=1)
```

```
In [9]: X.dtypes
```

```
Out[9]: Latitude °      int64  
Longitude °      int64  
Metals           int64  
Rare Metals      int64  
Water            int64  
dtype: object
```

Посмотрим на данные в данном наборе данных:

```
In [10]: X.head()
```

```
Out[10]:
```

	Latitude °	Longitude °	Metals	Rare Metals	Water
0	62	149	2	2	1
1	62	149	1	1	1
2	62	150	2	2	2
3	62	150	2	2	2
4	62	150	2	2	1

Convert Temperature (° F) to Temperature (C)

С такими данными уже можно работать. Проверим размер набора данных:

```
In [12]: X.shape
```

```
Out[12]: (5902, 5)
```

Проверим основные статистические характеристики набора данных:

```
In [13]: X.describe()
```

```
Out[13]:
```

	Latitude °	Longitude °	Metals	Rare Metals	Water
count	5902.000000	5902.000000	5902.000000	5902.000000	5902.000000
mean	66.403931	91.839715	1.998645	1.998645	1.420535
std	2.358377	52.680989	0.721283	0.721283	0.562367
min	62.000000	0.000000	1.000000	1.000000	1.000000
25%	64.000000	46.000000	2.000000	2.000000	1.000000
50%	66.000000	92.000000	2.000000	2.000000	1.000000
75%	68.000000	138.000000	2.000000	2.000000	2.000000
max	70.000000	180.000000	4.000000	4.000000	3.000000

Проверим наличие пропусков в данных:

```
In [14]: X.isnull().sum()
```

```
Out[14]: Latitude °      0
Longitude °      0
Metals           0
Rare Metals      0
Water            0
dtype: int64
```

### 3.2. Разделение данных

Разделим данные на целевой столбец и признаки:

```
In [15]: X.dtypes
```

```
Out[15]: Latitude °      int64
Longitude °      int64
Metals           int64
Rare Metals      int64
Water            int64
dtype: object
```

```
In [17]: print(X.head(), "\n")
y = df["Temperature(F)"]
print(y.head())
```

	Latitude °	Longitude °	Metals	Rare Metals	Water
0	62	149	2	2	1
1	62	149	1	1	1
2	62	150	2	2	2
3	62	150	2	2	2
4	62	150	2	2	1

0	-122.8
1	-122.8
2	5.0
3	-20.2
4	-122.8

Name: Temperature(F), dtype: float64

```
In [0]: print(X.shape)
print(y.shape)
```

(5902, 5)
(5902,)

Предобработаем данные, чтобы методы работали лучше:

```
In [18]: columns = X.columns
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X)
pd.DataFrame(X, columns=columns).describe()
```

Out[18]:

	Latitude °	Longitude °	Metals	Rare Metals	Water
count	5.902000e+03	5.902000e+03	5.902000e+03	5.902000e+03	5.902000e+03
mean	-2.600119e-14	1.191110e-16	-5.149012e-15	-5.149012e-15	1.096555e-14
std	1.000085e+00	1.000085e+00	1.000085e+00	1.000085e+00	1.000085e+00
min	-1.867515e+00	-1.743466e+00	-1.384657e+00	-1.384657e+00	-7.478585e-01
25%	-1.019402e+00	-8.702114e-01	1.879412e-03	1.879412e-03	-7.478585e-01
50%	-1.712894e-01	3.042810e-03	1.879412e-03	1.879412e-03	-7.478585e-01
75%	6.768232e-01	8.762971e-01	1.879412e-03	1.879412e-03	1.030490e+00
max	1.524936e+00	1.673616e+00	2.774952e+00	2.774952e+00	2.808839e+00

Разделим выборку на тренировочную и тестовую:

```
In [0]: X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.25, random_state=346705925)
```

```
In [20]: print(X_train.shape)
print(X_test.shape)
print(y_train.shape)
print(y_test.shape)
```

(4426, 5)
(1476, 5)
(4426,)
(1476,)

3.3. Обучение моделей

Напишем функцию, которая считает метрики построенной модели:

```
In [0]: def test_model(model):
print("mean_absolute_error:",
mean_absolute_error(y_test, model.predict(X_test)))
print("median_absolute_error:",
median_absolute_error(y_test, model.predict(X_test)))
print("r2_score:",
r2_score(y_test, model.predict(X_test)))
```

### 3.3.1. Случайный лес

Попробуем случайный лес с гиперпараметром  $n = 100$ :

```
In [22]: ran_100 = RandomForestRegressor(n_estimators=100)
ran_100.fit(X_train, y_train)
```

```
Out[22]: RandomForestRegressor(bootstrap=True, ccp_alpha=0.0, criterion='mse',
                                max_depth=None, max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
                                max_samples=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)
```

```
In [23]: test_model(ran_100)
```

```
mean_absolute_error: 25.902023054587726
median_absolute_error: 3.9060000000000141
r2_score: 0.3217273006719126
```

### 3.3.2. Градиентный бустинг

```
In [24]: gr_100 = GradientBoostingRegressor(n_estimators=100)
gr_100.fit(X_train, y_train)
```

```
Out[24]: GradientBoostingRegressor(alpha=0.9, ccp_alpha=0.0, 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='deprecated',
                                     random_state=None, subsample=1.0, tol=0.0001,
                                     validation_fraction=0.1, verbose=0, warm_start=False)
```

```
In [25]: test_model(gr_100)
```

```
mean_absolute_error: 25.24586753549456
median_absolute_error: 14.403326059301236
r2_score: 0.578731187952973
```

## 3.4. Подбор гиперпараметра $n$

### 3.4.1. Случайный лес

```
In [26]: param_range = np.arange(10, 201, 10)
tuned_parameters = [{'n_estimators': param_range}]
tuned_parameters
```

```
Out[26]: [{'n_estimators': array([ 10,  20,  30,  40,  50,  60,  70,  80,  90, 100, 110, 120, 130,
        140, 150, 160, 170, 180, 190, 200])}]
```

```
In [27]: gs = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), tuned_parameters,
                             cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2",
                             return_train_score=True, n_jobs=-1)
gs.fit(X, y)
gs.best_estimator_
```

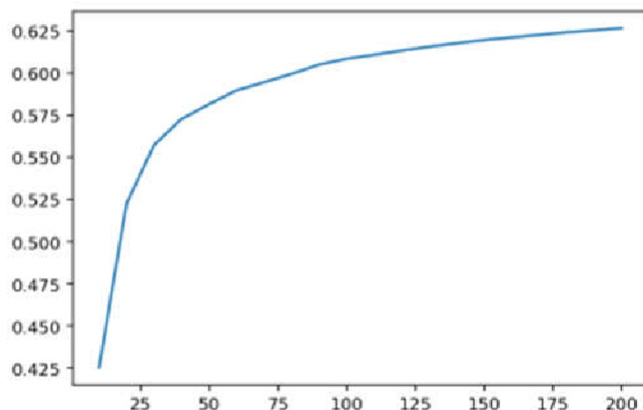




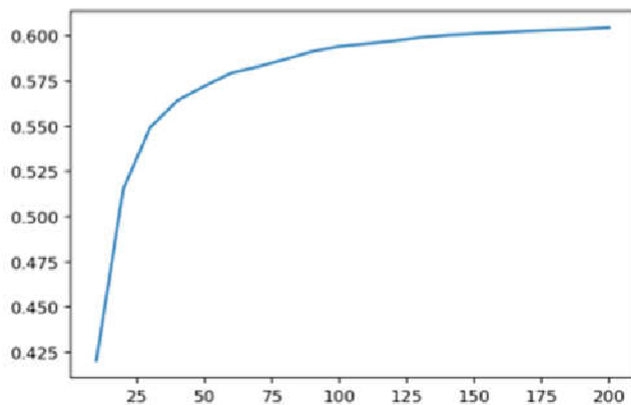
```
In [32]: gs = GridSearchCV(GradientBoostingRegressor(), tuned_parameters,
cv=ShuffleSplit(n_splits=10), scoring="r2",
return_train_score=True, n_jobs=-1)
gs.fit(X, y)
gs.best_estimator_
```

```
Out[32]: GradientBoostingRegressor(alpha=0.9, ccp_alpha=0.0, 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=200,
n_iter_no_change=None, presort='deprecated',
random_state=None, subsample=1.0, tol=0.0001,
validation_fraction=0.1, verbose=0, warm_start=False)
```

```
In [33]: plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_train_score"]);
```



```
In [34]: plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_test_score"]);
```



```
In [35]: reg = gs.best_estimator_
reg.fit(X_train, y_train)
test_model(reg)
```

```
mean_absolute_error: 24.54115075254639
median_absolute_error: 12.836797097003473
r2_score: 0.5831520547363556
```



### 3. Список литературы

- [1] Гапанюк Ю. Е. Лабораторная работа «Ансамбли моделей машинного обучения» [Электронный ресурс] // GitHub. — 2019. — Режим доступа: [https://github.com/ugapanyuk/ml\\_course/wiki/LAB\\_ENSEMBLES](https://github.com/ugapanyuk/ml_course/wiki/LAB_ENSEMBLES) (дата обращения: 17.05.2019).
- [2] Team The IPython Development. IPython 7.3.0 Documentation [Electronic resource] // Read the Docs. — 2019. — Access mode: <https://ipython.readthedocs.io/en/stable/> (online; accessed: 20.02.2019).
- [3] Waskom M. seaborn 0.9.0 documentation [Electronic resource] // PyData. — 2018. — Access mode: <https://seaborn.pydata.org/> (online; accessed: 20.02.2019).
- [4] pandas 0.24.1 documentation [Electronic resource] // PyData. — 2019. — Access mode: <http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/> (online; accessed: 20.02.2019).
- [5] dronio. Solar Radiation Prediction [Electronic resource] // Kaggle. — 2017. — Access mode: <https://www.kaggle.com/dronio/SolarEnergy> (online; accessed: 18.02.2019).
- [6] Chrétien M. Convert datetime.time to seconds [Electronic resource] // Stack Overflow. — 2017. — Access mode: <https://stackoverflow.com/a/44823381> (online; accessed: 20.02.2019)