Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана.

Факультет «Информатика и системы управления» Кафедра «Системы обработки информации и управления»

> Курс «Технологии машинного обучения» Отчет по лабораторной работе №6

Выполнил: студент группы ИУ5-62Б Брусникина Мария Подпись и дата: Проверил: преподаватель каф. ИУ5 Гапанюк Ю.Е. Подпись и дата:

Лабораторная работа №6

Ансамбли моделей машинного обучения

Цель лабораторной работы

Изучение ансамблей моделей машинного обучения.

Задание

- Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регресии.
- В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.
- С использованием метода train_test_split разделите выборку на обучающую и тестовую.
- Обучите две ансамблевые модели. Оцените качество моделей с помощью одной из подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.

Ход выполнения лабораторной работы

```
In [1]:
```

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import fl_score, precision_score, recall_score, accuracy_score
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
In [2]:
```

```
data = pd.read_csv('pulsar_stars.csv')
```

In [3]:

```
data.head()
```

Out[3]:

	Mean of the integrated profile	Standard deviation of the integrated profile	Excess kurtosis of the integrated profile	Skewness of the integrated profile	Mean of the DM- SNR curve	Standard deviation of the DM-SNR curve	Excess kurtosis of the DM-SNR curve	Skewness of the DM-SNR curve	target_class
0	140.562500	55.683782	-0.234571	-0.699648	3.199833	19.110426	7.975532	74.242225	0
1	102.507812	58.882430	0.465318	-0.515088	1.677258	14.860146	10.576487	127.393580	0
2	103.015625	39.341649	0.323328	1.051164	3.121237	21.744669	7.735822	63.171909	0
3	136.750000	57.178449	-0.068415	-0.636238	3.642977	20.959280	6.896499	53.593661	0
4	88.726562	40.672225	0.600866	1.123492	1.178930	11.468720	14.269573	252.567306	0

```
In [4]:
```

```
data.isnull().sum()
```

```
Standard deviation of the integrated profile

Excess kurtosis of the integrated profile

Skewness of the integrated profile

Mean of the DM-SNR curve

Standard deviation of the DM-SNR curve

Excess kurtosis of the DM-SNR curve

Skewness of the DM-SNR curve

OSkewness of the DM-SNR curve

Target_class

Odype: int64
```

Таким образом, пропуски данных отсутствуют.

В качестве метрик для решения задачи классификации будем использовать:

- Precision доля верно предсказанных классификатором положительных объектов, из всех объектов, которые классификатор верно или неверно определил как положительные.
- Recall доля верно предсказанных классификатором положительных объектов, из всех действительно положительных объектов.

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

In [5]:

```
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['metric'] == metric) & (self.df['alg'] == alg)].index, inplace = Tr
ue)
        # 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()
4
```

Для задачи классификации будем использовать случайный лес и градиентный бустинг.

Формирование обучающей и тестовой выборок

^6.....

```
In [6]:
data.columns
Out[6]:
Index([' Mean of the integrated profile',
       ' Standard deviation of the integrated profile',
       ' Excess kurtosis of the integrated profile',
       ' Skewness of the integrated profile', ' Mean of the DM-SNR curve',
       \mbox{'} Standard deviation of the DM-SNR curve',
       ' Excess kurtosis of the DM-SNR curve', ' Skewness of the DM-SNR curve',
       'target class'],
      dtype='object')
In [7]:
data.dtypes
Out[7]:
Mean of the integrated profile
                                                 float64
 Standard deviation of the integrated profile
                                                 float64
                                                 float64
 Excess kurtosis of the integrated profile
 Skewness of the integrated profile
                                                 float64
Mean of the DM-SNR curve
                                                 float64
                                                 float64
 Standard deviation of the DM-SNR curve
Excess kurtosis of the DM-SNR curve
                                                 float64
 Skewness of the DM-SNR curve
                                                 float.64
                                                   int64
target class
dtype: object
In [8]:
# Признаки для задачи классификации
class cols = [' Mean of the integrated profile',
              ' Standard deviation of the integrated profile',
             ' Excess kurtosis of the integrated profile',
             ' Skewness of the integrated profile',
             ' Mean of the DM-SNR curve',
             ' Standard deviation of the DM-SNR curve',
             ' Excess kurtosis of the DM-SNR curve']
In [9]:
X = data[class_cols]
Y = data['target_class']
X.shape
Out[9]:
(17898, 7)
In [10]:
\# С использованием метода train\_test\_split разделим выборку на обучающую и tectobyю
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.25, random_state=1)
In [11]:
X train.shape, X test.shape, Y train.shape, Y test.shape
Out[11]:
((13423, 7), (4475, 7), (13423,), (4475,))
```

Оручение моделеи

```
In [12]:
```

```
# Сохранение метрик
clasMetricLogger = MetricLogger()
```

In [13]:

In [14]:

```
train_model('Случайный лес', RandomForestClassifier(), clasMetricLogger)
train_model('Градиентный бустинг', GradientBoostingClassifier(), clasMetricLogger)
```

```
**************
```

```
Случайный лес
RandomForestClassifier(bootstrap=True, ccp alpha=0.0, class weight=None,
                      criterion='gini', 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)
precision score: 0.9272237196765498
recall: 0.8514851485148515
***********
**************
Градиентный бустинг
GradientBoostingClassifier(ccp alpha=0.0, criterion='friedman mse', init=None,
                          learning_rate=0.1, loss='deviance', 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)
precision score: 0.9071618037135278
recall: 0.8465346534653465
```

Оценка качества моделей

```
In [15]:
```

```
# Метрики качества модели
clas_metrics = clasMetricLogger.df['metric'].unique()
clas_metrics
```

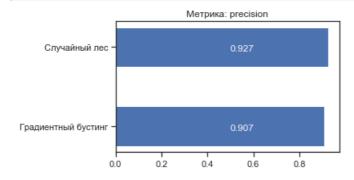
```
Out[15]:
```

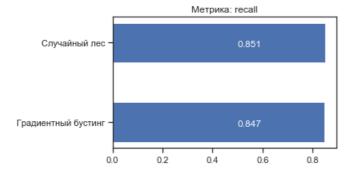
```
array(['precision', 'recall'], dtype=object)
```

In [16]:

```
# Построим графики метрик качества модели

for metric in clas_metrics:
    clasMetricLogger.plot('Метрика: ' + metric, metric, figsize=(5, 3))
```





Таким образом, на основании обеих метрик лучшей моделью оказался случайный лес.