МГТУ им. Н. Э. Баумана кафедра ИУ5 курс «Технологии машинного обучения»

Лабораторная работа №6 «Ансамбли моделей машинного обучения»

ВЫПОЛНИЛ:

Болгова А. В.

Группа ИУ5-61Б

ПРОВЕРИЛ:

Гапанюк Ю. Е.

Цель лабораторной работы: изучение ансамблей моделей машинного обучения.

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 две ансамблевые модели. Оцените качество моделей с помощью двух подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.

Выполнение работы

В данной работе будет выполняться решение задачи классификации при помощи датасета *sklearn.wine*.

Идея использования ансамблевых моделей состоит в том, что оценивается результат совместного голосования различных моделей. В основе всех подобных систем лежит идея обучения нескольких (базовых) классификаторов на одной и той же обучающей выборке и комбинации их предсказаний для новых тестируемых объектов. Таким же образом, имея несколько слабых классификаторов (под слабостью классификатора имеется в виду, что его ошибка на обучающей выборке менее 50%, но более 0%), можно объединить их предсказания и достичь более высокой точности классификации объектов из тестовой выборки.

```
import numpy as np
import pandas as pd

from sklearn.externals.six import StringIO

from typing import Dict, Tuple
from scipy import stats
from sklearn.datasets import load_wine
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score, GridSearchCV, RandomizedSearchCV

from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor, KNeighborsClassifier

from sklearn.metrics import *
from sklearn.ensemble import *
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

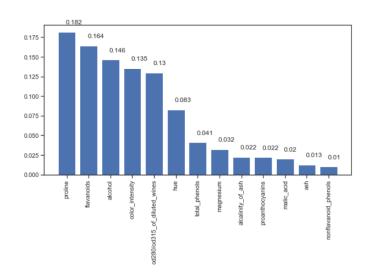
```
In [33]: wine = load_wine()
In [34]: wine_x_ds = pd.DataFrame(data=wine['data'], columns=wine['feature_names'])
In [35]: # Проверка на пропуски wine_x_ds.isnull().sum()
            # пропусков нет, категориальный признаков тоже нет - кодировать не надо
Out[35]: alcohol
            malic_acid
            ash
                                                     0
            alcalinity_of_ash
            magnesium
            total_phenols
flavanoids
            nonflavanoid_phenols
            proanthocyanins
             color_intensity
            hue
            od280/od315_of_diluted_wines
            proline
dtype: int64
In [36]: from operator import itemgetter
            def draw_feature_importances(tree_model, X_dataset, figsize=(10,5)):
                 Вывод важности признаков в виде графика
                 # Сортировка значений важности признаков по убыванию
                 list_to_sort = list(zip(X_dataset.columns.values, tree_model.feature_importances_))
sorted_list = sorted(list_to_sort, key=itemgetter(1), reverse = True)
                sorted_list = sorted(list_to_sort, Key=1 
# Названия признаков 
labels = [x for x,_ in sorted_list] 
# Важности признаков 
data = [x for _,x in sorted_list] 
# Вывод графика 
fig, ax = plt.subplots(figsize=figsize) 
ind = nn arange(len(labels))
                 ind = np.arange(len(labels))
plt.bar(ind, data)
                 plt.xticks(ind, labels, rotation='vertical')
# Вывод значений
for a,b in zip(ind, data):
   plt.text(a-0.05, b+0.01, str(round(b,3)))
plt.show()
return labels, data
            Разделение на обучающую и тестовую выборки
wine_X_train.shape, wine_X_test.shape
Out[37]: ((142, 13), (36, 13))
            Random Forest
In [38]: rfc = RandomForestClassifier(n_estimators=1, max_depth=2, random_state=3).fit(wine_X_train, wine_y_train)
```

rfc_pred = rfc.predict(wine_X_test)

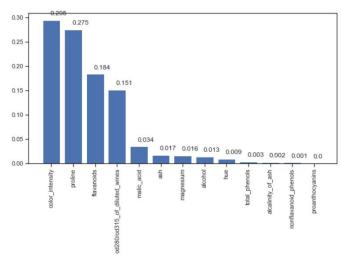
In [40]: wine_rf_cl = RandomForestClassifier(random_state=1)
 wine_rf_cl.fit(wine_x_ds, wine.target)
 _, _ = draw_feature_importances(wine_rf_cl, wine_x_ds)

In [39]: accuracy_score(wine_y_test, rfc_pred)

Out[39]: 0.9444444444444444



Ансамблевая модель "Градиентный бустинг"



Вывод: из показателей метрики Ассигасу можно сделать вывод, что построенные модели обладают довольно высокой точностью оценки.