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 Якубов А. Р.

1. Цель лабораторной работы

Изучение ансамблей моделей машинного обучения. [1]

2. Задание

- 1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регресии.
- 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 одной из подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.
- 5. Произведите для каждой модели подбор значений 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 значений гиперпараметров. Сравните качество полученных моделей с качеством моделей, полученных в пункте 4.

3. Ход выполнения лабораторной работы

3.1. Выбор датасета

В качестве исходных данных выбираем датасет Heart Disease UCI (https://www.kaggle.com/ronitf/heart-disease-uci). 303 записи, 14 признаков, целевой признак относится к наличию болезни сердца у пациента: 0 - нет болезни сердца, 1 - есть.

Drive already mounted at /content/drive; to attempt to forcibly remount, call

```
In [0]: from google.colab import files
        import os
        from datetime import datetime
        import matplotlib.pyplot as plt
        import numpy as np
        import pandas as pd
        import seaborn as sns
        import matplotlib.pyplot as plt
        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
        %matplotlib inline
        #os.listdir()
```

```
data = pd.read_csv('drive/My Drive/heart.csv',
                            sep=",", encoding="iso-8859-1")
In [0]: total_count = data.shape[0]
        num cols = []
        for col in data.columns:
            # Количество пустых значений
            temp_null_count = data[data[col].isnull()].shape[0]
            dt = str(data[col].dtype)
            if temp_null_count>0:
                 num_cols.append(col)
                temp_perc = round((temp_null_count / total_count) * 100.0, 2)
                print('Колонка {}. Тип данных {}. Количество пустых значений {
                       .format(col, dt, temp_null_count, temp_perc))
        data cleared = data
In [48]: uniquevalues = np.unique(data_cleared['target'].values)
         uniquevalues
Out[48]: array([0, 1])
3.2. train test split
In [0]: target = data_cleared['target']
        data cleared = data_cleared.drop('target', axis=1)
In [50]: data_cleared.head(10)
Out[50]:
                                            fbs ...
            age
                 sex
                      ср
                           trestbps
                                    chol
                                                    thalach exang oldpeak
                                                                              slo
             63
                        3
                                145
                                       233
                                                         150
                   1
                                              1
                                                                  0
                                                                          2.3
         1
             37
                        2
                                       250
                                                                          3.5
                    1
                                130
                                              0
                                                         187
                                                                  0
         2
             41
                        1
                                       204
                    0
                                130
                                              0
                                                         172
                                                                  0
                                                                         1.4
                                                •••
         3
             56
                    1
                        1
                                120
                                       236
                                                         178
                                                                  0
                                                                         0.8
         4
             57
                   0
                        0
                                120
                                       354
                                              0 ...
                                                         163
                                                                  1
                                                                         0.6
         5
             57
                   1
                        0
                                140
                                       192
                                              0
                                                        148
                                                                  0
                                                                         0.4
                                                •••
         6
                                       294
                                              0 ...
             56
                   0
                        1
                                140
                                                        153
                                                                  0
                                                                         1.3
         7
             44
                   1
                        1
                                120
                                       263
                                              0 ...
                                                        173
                                                                  0
                                                                         0.0
         8
             52
                    1
                        2
                                       199
                                                                         0.5
                                172
                                              1
                                                         162
                                                                  0
         9
             57
                    1
                        2
                                150
                                       168
                                              0 ...
                                                         174
                                                                  0
                                                                         1.6
         [10 rows x 13 columns]
In [0]: from sklearn.model_selection import train_test_split
        X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(
            data_cleared,
            target,
            test_size=0.2,
            random_state=1
        )
In [52]: X_train.shape, Y_train.shape
```

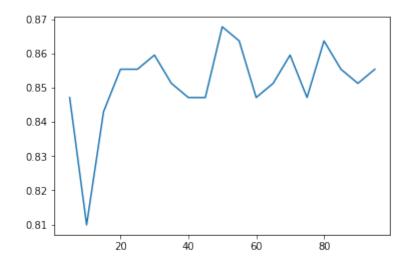
```
Out[52]: ((242, 13), (242,))
In [53]: X test.shape, Y test.shape
Out[53]: ((61, 13), (61,))
3.3. Обучение
In [0]: from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, AdaBoostClassifie
        from sklearn.metrics import accuracy score
        from sklearn.metrics import balanced accuracy score
        from sklearn.metrics import precision score, recall score, f1 score
3.3.1. Случайный лес
In [0]: # n estimators = 10 (default)
        rfc = RandomForestClassifier().fit(X_train, Y_train)
        predicted_rfc = rfc.predict(X_test)
In [56]: accuracy_score(Y_test, predicted_rfc)
Out[56]: 0.7377049180327869
In [57]: balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_rfc)
Out[57]: 0.7370967741935484
In [58]: (precision_score(Y_test, predicted_rfc, average='weighted'),
          recall score(Y test, predicted rfc, average='weighted'))
Out[58]: (0.7384500745156483, 0.7377049180327869)
In [59]: f1_score(Y_test, predicted_rfc, average='weighted')
Out[59]: 0.7372809496890899
3.3.2. Алгоритм AdaBoost
In [0]: # n_estimators = 50 (default)
        abc = AdaBoostClassifier().fit(X_train, Y_train)
        predicted abc = abc.predict(X test)
In [61]: accuracy_score(Y_test, predicted_abc)
Out[61]: 0.6721311475409836
In [62]: balanced accuracy score(Y test, predicted abc)
Out[62]: 0.6720430107526881
In [63]: (precision score(Y test, predicted abc, average='weighted'),
          recall_score(Y_test, predicted_abc, average='weighted'))
Out[63]: (0.6721311475409836, 0.6721311475409836)
In [64]: f1_score(Y_test, predicted_abc, average='weighted')
Out[64]: 0.6721311475409836
```

Из двух представленных ансамблевых моделей с параметрами по умолчанию с задачей классификации на выбранном датасете лучше справляется модель "Случайный лес".

3.4. Подбор гиперпараметров

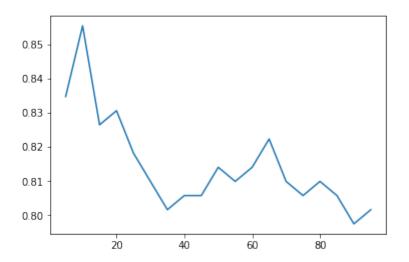
3.4.1. Случайный лес

```
In [65]: rfc_n_range = np.array(range(5,100,5))
         rfc_tuned_parameters = [{'n_estimators': rfc_n_range}]
         rfc tuned parameters
Out[65]: [{'n_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55,
                  90, 95])}]
In [66]: import warnings
         warnings.filterwarnings('ignore')
         gs rfc = GridSearchCV(RandomForestClassifier(), rfc tuned parameters;
                                scoring='accuracy')
         gs rfc.fit(X train, Y train)
Out[66]: GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
                      estimator=RandomForestClassifier(bootstrap=True, class_v
                                                        criterion='gini', max_c
                                                        max_features='auto',
                                                        max_leaf_nodes=None,
                                                        min_impurity_decrease=@
                                                        min_impurity_split=None
                                                        min_samples_leaf=1,
                                                        min_samples_split=2,
                                                        min_weight_fraction_lea
                                                        n_estimators='warn', n_
                                                        oob_score=False,
                                                        random_state=None, verb
                                                        warm start=False),
                      iid='warn', n jobs=None,
                      param_grid=[{'n_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25,
                90, 95])}],
                      pre dispatch='2*n jobs', refit=True, return train score=
                      scoring='accuracy', verbose=0)
In [67]: gs_rfc.best_params_
Out[67]: {'n estimators': 50}
In [68]: plt.plot(rfc_n_range, gs_rfc.cv_results_['mean_test_score'])
Out[68]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f092d67b7f0>]
```



3.4.2. Алгоритм AdaBoost

```
In [69]: abc_n_range = np.array(range(5,100,5))
         abc_tuned_parameters = [{'n_estimators': abc_n_range}]
         abc_tuned_parameters
Out[69]: [{'n_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55,
                  90, 95])}]
In [70]: gs_abc = GridSearchCV(AdaBoostClassifier(), abc_tuned_parameters, cv=
                               scoring='accuracy')
         gs_abc.fit(X_train, Y_train)
Out[70]: GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
                      estimator=AdaBoostClassifier(algorithm='SAMME.R',
                                                    base_estimator=None,
                                                    learning_rate=1.0, n_estima
                                                    random_state=None),
                      iid='warn', n_jobs=None,
                      param_grid=[{'n_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25,
                90, 95])}],
                      pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score=
                      scoring='accuracy', verbose=0)
In [71]: gs_abc.best_params_
Out[71]: {'n_estimators': 10}
In [72]: plt.plot(abc_n_range, gs_abc.cv_results_['mean_test_score'])
Out[72]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f092ae009b0>]
```



3.5. Сравнение моделей после подбора гиперпараметров

3.5.1. Случайный лес

```
In [0]: rfc_optimized = RandomForestClassifier(n_estimators=gs_rfc.best_params
        predicted_rfc_opt = rfc_optimized.predict(X_test)
In [74]: accuracy_score(Y_test, predicted_rfc_opt)
Out[74]: 0.7704918032786885
In [75]: balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_rfc_opt)
Out[75]: 0.7693548387096774
In [76]: (precision_score(Y_test, predicted_rfc_opt, average='weighted'),
          recall_score(Y_test, predicted_rfc_opt, average='weighted'))
Out[76]: (0.7747432894973878, 0.7704918032786885)
In [77]: f1_score(Y_test, predicted_rfc_opt, average='weighted')
Out[77]: 0.7692498758072528
3.5.2. Алгоритм AdaBoost
In [0]: abc_optimized = RandomForestClassifier(n_estimators=gs_abc.best_params
        predicted abc opt = abc optimized.predict(X test)
In [79]: accuracy_score(Y_test, predicted_abc_opt)
Out[79]: 0.7049180327868853
In [80]: balanced_accuracy_score(Y_test, predicted_abc_opt)
Out[80]: 0.7048387096774194
```

Подбор гиперпараметра n_estimators для моделей "Случайный лес" и "Алгоритм AdaBoost" позволил увеличить точность классификации.

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 (дата обращения: 17.05.2019).