# Лабораторная работа 6 по дисциплине «Методы машинного обучения» на тему «Ансамбли моделей машинного обучения.»

Выполнил: студент группы ИУ5-21М Могильников И. А.

# 1. Описание задания

Цель лабораторной работы: изучение ансамблей моделей машинного обучения.

#### 1.1. 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.

# 2. Ход выполнения лабораторной работы

### 2.1. 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.

```
In [0]: from google.colab import drive, files drive.mount('/content/drive')
```

Go to this URL in a browser: https://accounts.google.com/o/oauth2/auth?client id=9473189898

```
Enter your authorization code: ......
```

Mounted at /content/drive

```
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 [0]: uniquevalues = np.unique(data cleared['target'].values)
      uniquevalues
Out[0]: array([0, 1])
2.2. train test split
In [0]: target = data cleared['target']
      data cleared = data cleared.drop('target', axis=1)
In [0]: data cleared.head(10)
Out[0]:
          age sex cp trestbps chol fbs ... thalach exang oldpeak slope ca thal
                  3
                              233
                                                            2.3
                                                                       0
                                                                            1
      0
         63
               1
                         145
                                     1 ...
                                              150
                                                      0
                                                                    0
                  2
                                                                            2
         37
                              250
                                              187
                                                            3.5
                                                                    0
                                                                       0
      1
               1
                         130
                                     0 ...
                                                      0
      2
                                                                    2
                                                                            2
         41
              0 \quad 1
                         130
                              204
                                     0 ...
                                              172
                                                      0
                                                            1.4
                                                                       0
                                                                            2
      3
         56
                 1
                         120
                              236
                                                                    2
                                                                       0
               1
                                     0 ...
                                              178
                                                      0
                                                            0.8
      4
         57
              0 \quad 0
                         120
                              354
                                     0 ...
                                              163
                                                      1
                                                            0.6
                                                                    2
                                                                       0
                                                                            2
         57
               1
                  0
                              192
                                     0 ...
                                                            0.4
                                                                    1
                                                                       0
                                                                            1
      5
                         140
                                              148
                                                      0
         56
                              294
                                                                            2
      6
              0 1
                        140
                                     0 ...
                                              153
                                                            1.3
                                                                    1
                                                                       0
                                                      0
                                                                    2
      7
         44
                              263
                                                                       0
                                                                            3
               1
                 1
                         120
                                              173
                                                            0.0
                                     0 ...
                                                      0
                  2
                                                                    2
                                                                            3
      8
         52
              1
                         172
                              199
                                                            0.5
                                                                       0
                                     1 ...
                                              162
                                                      0
      9
         57
                  2
                                                                    2
                                                                       0
                                                                            2
               1
                         150
                              168
                                     0 ...
                                              174
                                                      0
                                                            1.6
      [10 \text{ rows x } 13 \text{ 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 [0]: X train.shape, Y train.shape
Out[0]: ((242, 13), (242,))
In [0]: X test.shape, Y test.shape
Out[0]: ((61, 13), (61,))
```

#### 2.3. Обучение

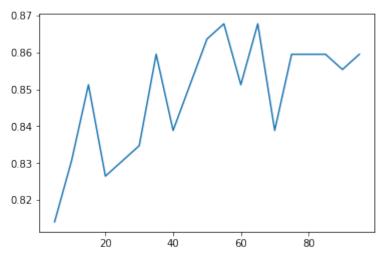
лес".

```
In [0]: from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier, AdaBoostClassifier
     from sklearn.metrics import accuracy score
      from sklearn.metrics import balanced accuracy score
      from sklearn.metrics import precision score, recall score, fl score
2.3.1. Случайный лес
In [0]: # n estimators = 10 (default)
     rfc = RandomForestClassifier().fit(X train, Y train)
     predicted rfc = rfc.predict(X test)
/usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/ensemble/forest.py:246: FutureWarning: The defa
 "10 in version 0.20 to 100 in 0.22.", FutureWarning)
In [0]: accuracy score(Y test, predicted rfc)
Out[0]: 0.7377049180327869
In [0]: balanced accuracy score(Y test, predicted rfc)
Out[0]: 0.7370967741935484
In [0]: (precision score(Y test, predicted rfc, average='weighted'),
      recall score(Y test, predicted rfc, average='weighted'))
Out[0]: (0.7384500745156483, 0.7377049180327869)
In [0]: f1 score(Y test, predicted rfc, average='weighted')
Out[0]: 0.7372809496890899
2.3.2. Алгоритм AdaBoost
In [0]: # n estimators = 50 (default)
     abc = AdaBoostClassifier().fit(X train, Y train)
     predicted abc = abc.predict(X test)
In [0]: accuracy score(Y test, predicted abc)
Out[0]: 0.6721311475409836
In [0]: balanced accuracy score(Y test, predicted abc)
Out[0]: 0.6720430107526881
In [0]: (precision score(Y test, predicted abc, average='weighted'),
      recall score(Y test, predicted abc, average='weighted'))
Out[0]: (0.6721311475409836, 0.6721311475409836)
In [0]: f1 score(Y test, predicted abc, average='weighted')
Out[0]: 0.6721311475409836
   Из двух представленных ансамблевых моделей с параметрами по умолчанию с
задачей классификации на выбранном датасете лучше справляется модель "Случайный
```

## 2.4. Подбор гиперпараметров

```
2.4.1. Случайный лес
```

```
In [0]: rfc_n_range = np.array(range(5,100,5))
               rfc tuned parameters = [\{'n estimators': rfc n range\}]
               rfc tuned parameters
Out[0]: [{'n estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85,
                                90, 95|)
In [0]: import warnings
               warnings.filterwarnings('ignore')
               gs rfc = GridSearchCV(RandomForestClassifier(), rfc tuned parameters, cv=5,
                                                         scoring='accuracy')
               gs rfc.fit(X train, Y train)
Out 0: GridSearchCV(cv=5, error_score='raise-deprecating',
                            estimator = RandomForestClassifier (bootstrap = True, \ class\_weight = None, \ criterion = 'ganger' and \ constraints = True, \ class\_weight = None, \ criterion = 'ganger' and \ cri
                                      max_depth=None, max_features='auto', max_leaf_nodes=None,
                                      min_impurity_decrease=0.0, min_impurity_split=None,
                                      \label{leaf} \begin{tabular}{ll} min\_samples\_leaf=1, min\_samples\_split=2, \\ \end{tabular}
                                      min weight fraction leaf=0.0, n estimators='warn', n jobs=None,
                                      oob\_score{=}False, \ random\_state{=}None, \ verbose{=}0,
                                      warm_start=False),
                            fit_params=None, iid='warn', n_jobs=None,
                            param grid=[{'n estimators': array([5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, '
                            90, 95])}],
                            pre dispatch='2*n jobs', refit=True, return train score='warn',
                            scoring='accuracy', verbose=0)
In [0]: gs rfc.best params
Out[0]: {'n_estimators': 55}
In [0]: plt.plot(rfc_n_range, gs_rfc.cv_results_['mean_test_score'])
Out[0]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f90250ff860>]
```



#### 2.4.2. Алгоритм AdaBoost

```
In [0]: abc_n_range = np.array(range(5,100,5))
abc_tuned_parameters = [{'n_estimators': abc_n_range}]
abc_tuned_parameters
```

Out[0]: [{'n\_estimators': array([ 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90, 95])}]

In [0]: gs\_abc = GridSearchCV(AdaBoostClassifier(), abc\_tuned\_parameters, cv=5, scoring='accuracy')
gs\_abc.fit(X\_train, Y\_train)

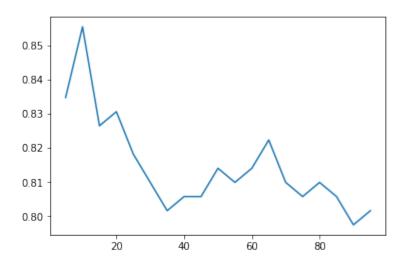
Out[0]: GridSearchCV(cv=5, error\_score='raise-deprecating', estimator=AdaBoostClassifier(algorithm='SAMME.R', base\_estimator=None, learning\_rate=1.0, n\_estimators=50, random\_state=None), fit\_params=None, iid='warn', n\_jobs=None, param\_grid=[{'n\_estimators': array([5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 90, 95])}], pre\_dispatch='2\*n\_jobs', refit=True, return\_train\_score='warn', scoring='accuracy', verbose=0)

In [0]: gs\_abc.best\_params\_

Out[0]: {'n estimators': 10}

In [0]: plt.plot(abc n range, gs abc.cv results ['mean test score'])

Out[0]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f9025103e80>]



## 2.5. Сравнение моделей после подбора гиперпараметров

#### 2.5.1. Случайный лес

 $\label{eq:continuous_simple_state} \begin{tabular}{l} In [0]: rfc\_optimized = RandomForestClassifier(n\_estimators=gs\_rfc.best\_params\_['n\_est$ 

```
In [0]: accuracy score(Y test, predicted rfc opt)
Out[0]: 0.7704918032786885
In [0]: balanced_accuracy score(Y test, predicted rfc opt)
Out[0]: 0.7688172043010753
In [0]: (precision score(Y test, predicted rfc opt, average='weighted'),
      recall score(Y test, predicted rfc opt, average='weighted'))
Out[0]: (0.7806823216659282, 0.7704918032786885)
In [0]: f1 score(Y test, predicted rfc opt, average='weighted')
Out[0]: 0.7678667095253402
2.5.2. Алгоритм AdaBoost
In [0]: abc optimized = RandomForestClassifier(n estimators=gs abc.best params ['n estimators]
     predicted abc opt = abc optimized.predict(X test)
In [0]: accuracy score(Y test, predicted abc opt)
Out[0]: 0.7213114754098361
In [0]: balanced accuracy score(Y test, predicted abc opt)
Out[0]: 0.7209677419354839
In [0]: (precision score(Y test, predicted abc opt, average='weighted'),
      recall score(Y test, predicted abc opt, average='weighted'))
Out[0]: (0.7213998021481063, 0.7213114754098361)
In [0]: f1 score(Y test, predicted abc opt, average='weighted')
Out[0]: 0.7211615219395159
```

Подбор гиперпараметра n\_estimators для моделей "Случайный лес" и "Алгоритм AdaBoost" позволил увеличить точность классификации.