HW4 集成模型

严胜

1 adaboost (50)

1.1 输入数据集 (10)

data1.mat 为分类数据集,每一行为一个样本,前两列为特征,最后一列为目标值。按照 7:3 的比率划分训练集和验证集。

同 HW3 的方式

```
import scipy.io as sio
import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.utils import shuffle
import math
from os import path
def load_data(file_name, train_proportion=0.7, visualize=False):
    data dict = sio.loadmat(path.join('HW4 emsemble', file name))
    X_pd = pd.DataFrame(data_dict['X'], columns=['feature1', 'feature2'])
    y pd = pd.DataFrame(data dict['y'], columns=['y'])
    if visualize:
       plt.title("visualize "+file_name)
       plt.scatter(np.asarray(X pd)[:, 0], np.asarray(
           X_pd)[:, 1], c=np.asarray(y_pd).flatten(), s=20)
       plt.show()
    # shuffle一下
    data_pd = shuffle(pd.concat([X_pd, y_pd], axis=1))
    # 训练集按照比例划分
   m = math.floor(len(data_pd)*train_proportion)
    # 按照比例读取训练集和验证集
   X_train, y_train = np.asarray(
       data_pd.iloc[:m, :2]), np.asarray(data_pd.iloc[:m, -1])
   X_cv, y_cv = np.asarray(data_pd.iloc[m:, :2]), np.asarray(
       data pd.iloc[m:, -1])
    return X_train, y_train, X_cv, y_cv
```

1.2 模型训练(20)

使用 sklearn 工具包,调用 ensemble.AdaBoostClassifier 接口对模型进行训练。

导入相关包

```
def train():
    # 定义分类器

# clf = AdaBoostClassifier(base_estimator=GaussianNB() ,n_estimators=1000)

clf = AdaBoostClassifier(
    base_estimator=DecisionTreeClassifier(), n_estimators=10)

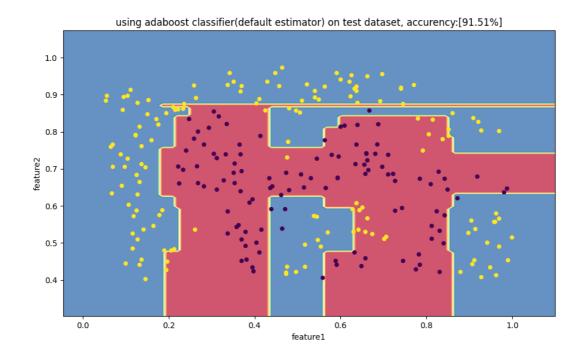
# 训练模型

clf.fit(X_train, y_train)

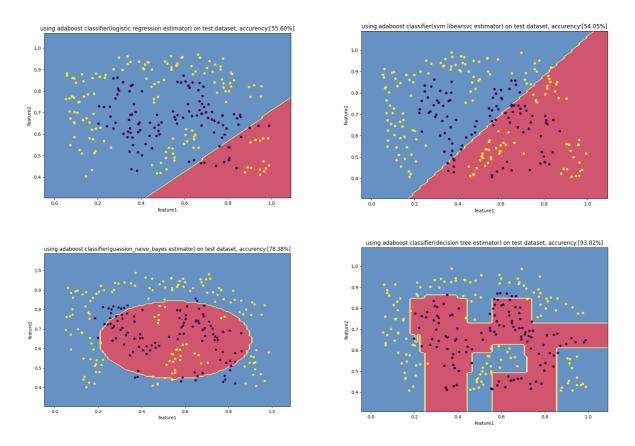
viz.visualize_boundary(clf, X_cv, y_cv, 'decision tree', False)
```

1.3 分析(20)

• 可视化决策边界,并输出验证集准确率

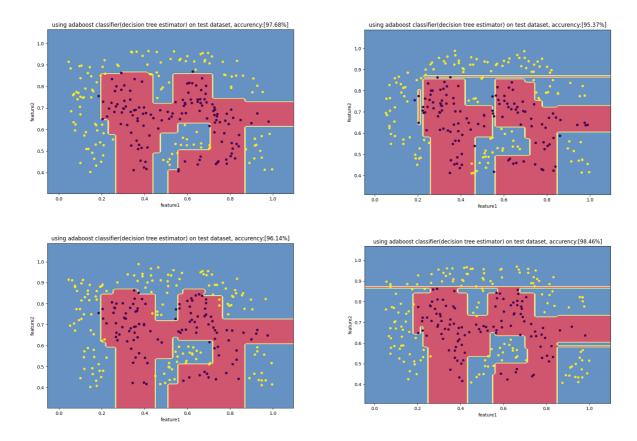


● 基于实验,分析不同的基分类器和基分类器数量对于模型性能的影响 不同的基分类器:



分别使用logistic rergression、SVM linearSVC、guassion naive bayes、 decision tree四个基分类器训练模型。观察四张图可知,随着基分类器的改变,分类结果的决策边界也会根据其特性而改变。在众多的基分类器里面,使用决策树及分类器的在测试集上的准确率能达到最高值93.82%

不同的基分类器数量:



如上图所示,分别将 n_e stimators设为 1、10、100、1000。观察图像可知,随着 n 不断增大,决策边界也越来越细腻,一些特定的点也被成功分类

2 随机森林 (50)

1.1 输入数据集(10)

data1.mat 为分类数据集,每一行为一个样本,前两列为特征,最后一列为目标值。按照 7:3 的比率划分训练集和验证集。

同 1.1

1.2 模型训练(10)

使用 sklearn 工具包,调用 ensemble.RandomForestClassifier 接口对模型进行训练。

```
def train():
    # 定义分类器
    clf = RandomForestClassifier()
    # 训练模型
    clf.fit(X_train, y_train)
    viz.visualize_boundary(clf, X_cv, y_cv, '', False)
```

1.3 分析(30)

● 换用不同的 n_estimators、criterion、max_depth、min_samples_split ,分析其对于验证集准确率的影响。

使用 sklearn 自带的网格搜索工具对随机森林模型进行参数调优,首先对基分类器数量进行单独调优(放一起弄电脑太慢了),设置 n_estimators 为 1 到 100 的奇数,最后发现当 n_estimators=33 时,AUC 分数高达0.9942198024264963。在对其他三个参数同时进行调优,发现当 {'criterion': 'entropy', 'max_depth': 11, 'min_samples_leaf': 1} 时,AUC 分数高达 0.9957411290654168。使用这些参数后,模型在验证集准确率达到了最高98.07%

terminal 输出如下:

```
the best n_estimators is:33 scores:0.9942198024264963

using it to fit the other best params...

the best params is:{'criterion': 'entropy', 'max_depth': 11, 'min_samples_leaf': 1} scores:0.9957411290654168

using best params above, the score got on test set is 98.06949806949807%
```

代码如下:

```
print('grid search beginning')
    gsearch.fit(X train, y train)
   print('-'*100)
   best n estimators = gsearch.best params ['n estimators']
    print('the best n_estimators is:{} scores:{}'.format(
        best n estimators, gsearch.best score ))
   print('-'*100)
   print('using it to fit the other best params...')
    clf = RandomForestClassifier(
       n_estimators=best_n_estimators, oob_score=False, random_state=10)
    gsearch = GridSearchCV(estimator=clf,
                           param_grid=param_test2, scoring='roc_auc', cv=5)
    gsearch.fit(X_train, y_train)
   print('-'*100)
   best criterion = gsearch.best params ['criterion']
   best max_depth = gsearch.best_params_['max_depth']
   best_min_samples_leaf = gsearch.best_params_['min_samples_leaf']
    print('the best params is:{} scores:{}'.format(
        gsearch.best_params_, gsearch.best_score_))
   print('-'*100)
   clf = RandomForestClassifier(
       n estimators=best n estimators,
       criterion=best_criterion,
       max_depth=best_max_depth,
       min samples leaf=best min samples leaf,
       oob score=False,
       random_state=10)
   clf.fit(X_train, y_train)
    score = clf.score(X cv, y cv)
    print('using best params above, the score got on test set is
{}%'.format(score*100))
    print('-'*100)
```

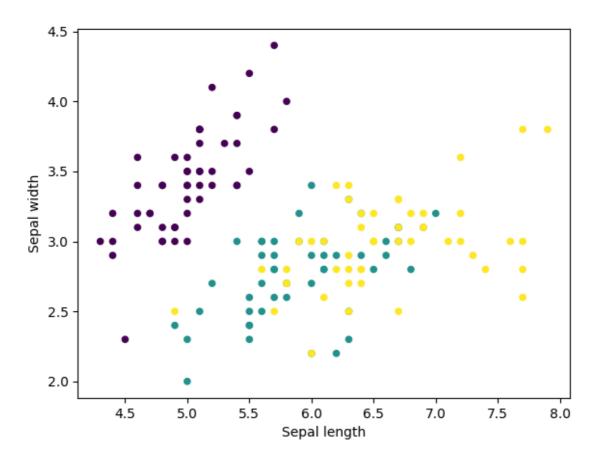
3 Bonus (20)

3.1 使用 Iris 数据集分别对 adaboost 和随机森林进行训练。

Iris 也称鸢尾花卉数据集,是一类多重变量分析的数据集。数据集包含 150 个数据样本,分为 3 类,每 类 50 个数据,每个数据包含 4 个属性。可通过花萼长度,花萼宽度,花瓣长度,花瓣宽度 4 个属性预测鸢尾花卉属于(Setosa,Versicolour,Virginica)三个种类中的哪一类。

Iris 数据集的调用

```
from sklearn.datasets import load_iris
X, y = load_iris(return_X_y=True)
```



按照7:3的比例随机划分并加载训练集、验证集100次,使用*adaboost*和*随机森林*进行训练后发现,平均得分随机森林(92.93333333333337%)优于adaboost(81.0666666666666666666666666666666600)这可能是*adaboost*对异常样本敏感,异常样本可能会在迭代过程中获得较高的权重值,最终影响模型效果。

terminal 输出如下:

```
using adaboost classifier, the score got on test set is 81.06666666666668 using random forest classifier, the score got on test set is 92.9333333333333337%
```

代码如下:

```
def bonus():
    scores1, scores2 = [], []
    for _ in range(100):
        X_train, y_train, X_cv, y_cv = data.load_iris_data(visualize=False)
    # 使用默认参数
    clf = AdaBoostClassifier()
    clf.fit(X_train, y_train)
    score = clf.score(X_cv, y_cv)
    scores1.append(score)
    # 使用默认参数
    clf = RandomForestClassifier()
    clf.fit(X_train, y_train)
```