

# HW4 集成模型

## 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。

```
# 使用loadmat函数加载.mat文件
raw_data = loadmat('data1.mat')
# 将前两列特征和最后一列目标值读入data中
X=raw_data['X']
y=raw_data['y']
#将数据集按照7:3的比率划分训练集和验证集。
X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y,random_state=1,train_size=0.7,test_size=0.3)
```

### 1.2 模型训练 (20)

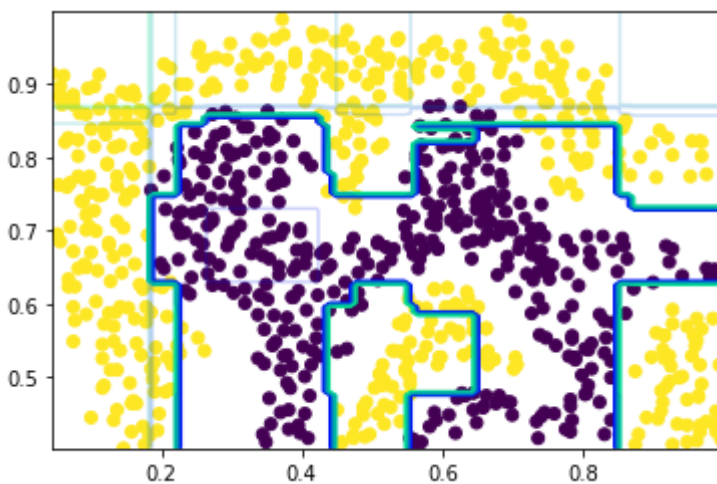
使用sklearn工具包，调用ensemble.AdaBoostClassifier接口对模型进行训练。

- ensemble.AdaBoostClassifier参数设置
  - base\_estimator: AdaBoostClassifier和AdaBoostRegressor都有该参数，表示弱学习器，原则上可以选择任何一个弱学习器，不过需要支持样本权重。
  - n\_estimators: 整数型，可选参数，默认为50。最大的弱学习器的个数。一般来说n\_estimators太小，容易欠拟合，n\_estimators太大，又容易过拟合，一般选择一个适中的数值。默认是50。在实际调参的过程中，我们常常将n\_estimators和下面介绍的参数learning\_rate一起考虑。
  - learning\_rate: 浮点型，可选参数，默认为1.0。每个弱学习器的权重缩减系数，取值范围为0到1，对于同样的训练集拟合效果，较小的 $\nu$ 意味着我们需要更多的弱学习器的迭代次数。通常我们用步长和迭代最大次数一起来决定算法的拟合效果。所以这两个参数n\_estimators和learning\_rate要一起调参。一般来说，可以从一个小一点的 $\nu$ 开始调参，默认是1。

```
# 定义SVM模型
model = ensemble.AdaBoostClassifier(base_estimator=None, n_estimators=50,
random_state=42)
# 对模型进行训练
model.fit(X_train, y_train.ravel())
```

### 1.3 分析 (20)

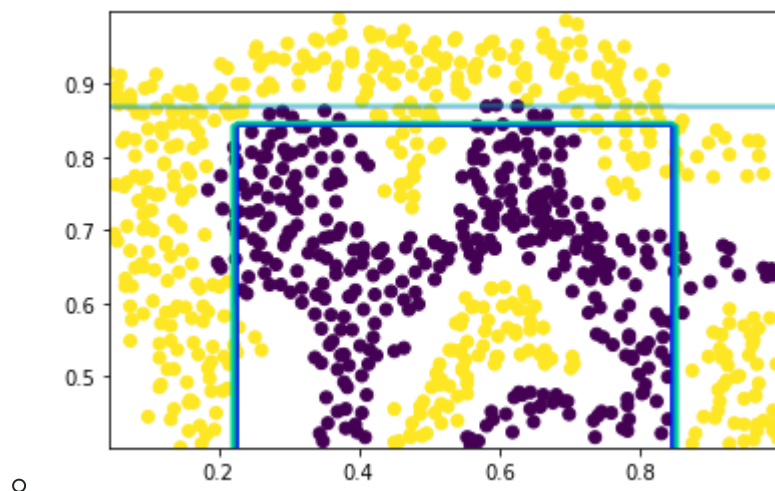
- 可视化决策边界，并输出验证集准确率



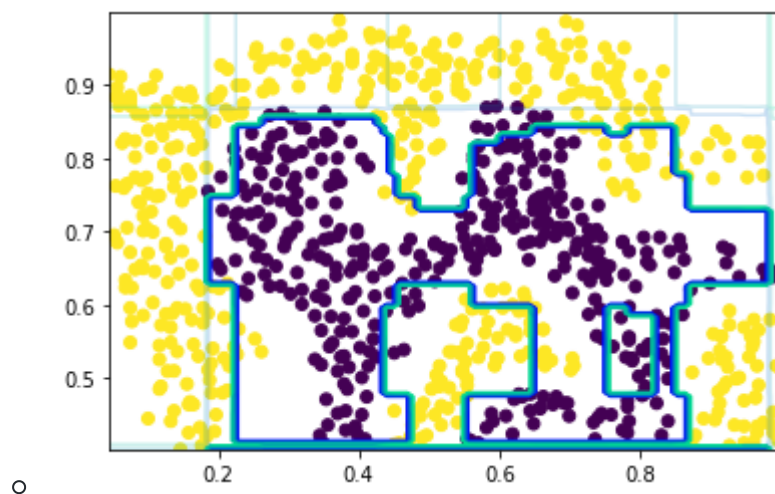
```
y_pred = (model.predict(X_test).reshape(-1, 1))
acc = np.sum(y_pred==y_test)/y_test.shape[0]
print('val_acc:', acc)
```

val\_acc: 0.8996138996138996

- 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
  - base\_estimator: none
  - n\_estimators: 5



- 
- base\_estimator: none
- n\_estimators: 100



○

## 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。

```
# 使用loadmat函数加载.mat文件
raw_data = loadmat('data1.mat')
# 将前两列特征和最后一列目标值读入data中
X=raw_data['X']
y=raw_data['y']
#将数据集按照7:3的比率划分训练集和验证集。
X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y,random_state=1,train_size=0.7,test_size=0.3)
```

## 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。

- ensemble.RandomForestClassifier参数设置
  - n\_estimators: 森林中决策树的数量。默认100。
  - criterion: 分支结点所用的标准，可选“gini”, “entropy”, 默认“gini”。
  - max\_depth: 树的最大深度。
  - min\_samples\_split: 拆分内部节点所需的最少样本数，默认是2。

```
# 定义SVM模型
model = ensemble.RandomForestClassifier(n_estimators=100,
                                         criterion = 'gini', # {"gini", "entropy",
                                         "log_loss"}
                                         max_depth=None,
                                         min_samples_split = 2)

# 对模型进行训练
model.fit(X_train, y_train.ravel())
```

val\_acc: 0.9884169884169884

## 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。
  - 首先对n\_estimators进行网格搜索

```
param_test1 = {'n_estimators':list(range(1,100))}
gsearch1 = GridSearchCV(estimator =
ensemble.RandomForestClassifier(oob_score=True,random_state=33),
                        param_grid = param_test1,
                        scoring='roc_auc',cv=5,n_jobs=-1)
gsearch1.fit(X,y)
gsearch1.best_params_, gsearch1.best_score_
```

当 n\_estimators = 19 时得分最高

({'n\_estimators': 19}, 0.8678601688881293)

- 对criterion进行网格搜索

```

param_test3 = {'criterion':['gini', 'entropy', 'log_loss']}
gsearch3 = GridSearchCV(estimator =
ensemble.RandomForestClassifier(oob_score=True,random_state=42),
                        param_grid = param_test3,
scoring='roc_auc',cv=5,n_jobs=-1)
gsearch3.fit(X,y)
gsearch3.best_params_, gsearch3.best_score_

```

当 criterion = 'entropy' 时得分最高

```
({'criterion': 'entropy'}, 0.8632780459671908)
```

- 对决策树最大深度max\_depth和内部节点再划分所需最小样本数min\_samples\_split进行网格搜索

```

param_test2 = {'max_depth':list(range(1,14,2)),
'min_samples_split':list(range(50,201,20))}
gsearch2 = GridSearchCV(estimator =
ensemble.RandomForestClassifier(n_estimators= 70, oob_score=True,
random_state=33),
                        param_grid = param_test2, scoring='roc_auc',
cv=5,n_jobs=-1)
gsearch2.fit(X,y)
gsearch2.best_params_, gsearch2.best_score_

```

当 max\_depth = 9, min\_samples\_split = 50 时得分最高

```
({'max_depth': 9, 'min_samples_split': 50}, 0.8172843329915699)
```

## 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)

```

### 3.1 输入数据集

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。

```
X, y = load_iris(return_X_y=True)
#将数据集按照7:3的比率划分训练集和验证集。
X_train,X_test,y_train,y_test=train_test_split(X,y,random_state=42,train_size=0.7,test_size=0.3)
```

## 3.2 模型训练

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

- base\_estimator:
- n\_estimators: 100

```
# 定义SVM模型
model = ensemble.AdaBoostClassifier(base_estimator=None, n_estimators=100,
                                     random_state=42)
# 对模型进行训练
model.fit(X_train, y_train)
```

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

- n\_estimators: 100
- criterion: gini
- max\_depth: None
- min\_samples\_split: 2

```
# 定义SVM模型
model2 = ensemble.RandomForestClassifier(n_estimators=100,
                                         criterion = 'gini', # {"gini",
                                         "entropy", "log_loss"}
                                         max_depth=None,
                                         min_samples_split = 2)
# 对模型进行训练
model2.fit(X_train, y_train)
```

## 3.3 分析

- 输出验证集准确率

```
y_pred = (model.predict(X_test).reshape(-1, 1))  
acc = sum/y_test.shape[0]  
print('val_acc:',acc)  
# y_pred
```

✓ 0.5s

val\_acc: 1.0

```
y_pred = (model.predict(X_test).reshape(-1, 1))  
acc = sum/y_test.shape[0]  
print('val_acc:',acc)
```

✓ 0.7s

val\_acc: 1.0