燕山大学

Python 机器学习实验指导书

Python machine learning Experiment Instruction Book

实验五：AdaBoost

教 务 处

2023 年 5 月

实验五　AdaBoost

一、实验目的

1.理解并掌握集成学习中 AdaBoost 算法。

2.能够基于 AdaBoost 算法实现鸢尾花分类。

3.能够举一反三，基于 AdaBoost 算法实现肿瘤预测。

二、实验原理

集成学习是结合多个个体学习器（弱学习器），从而获得精确率很高的学习器（强学习器）。它是通过对多个模型进行整合，从而获得更好的学习效果的过程。

集成学习的两种重要策略是自举汇聚（Bagging）和提升（Boosting）。提升是一个逐步优化集成学习器的过程，即每个个体学习器都在弥补集成学习器的欠缺，从而达到整体的优化。Boosting 的经典算法是 AdaBoost（Adaptive Boosting，自适应增强）。

（一）AdaBoost 算法

AdaBoost 是一种迭代算法，通过每次降低个体学习器的分类误差，加大效果好的个体学习器的重要性，得到最终的集成学习器。

1.核心思想

针对同一个训练集训练不同的分类器(弱分类器)，然后把这些弱分类器集合起来，构成一个更强的最终分类器（强分类器）。

2.算法流程

该算法其实是一个简单的弱分类算法提升过程，这个过程通过不断的训练，可以提高对数据的分类能力。过程如下：

（1）先通过对 N 个训练样本的学习得到第一个弱分类器；

（2）将分错的样本和其他的新数据一起构成一个新的 N 个的训练样本，通过对这个样本的学习得到第二个弱分类器 ；

（3）将（1）和（2）都分错了的样本加上其他的新样本构成另一个新的 N 个的训练样本，通过对这个样本的学习得到第三个弱分类器；

（4）最终经过提升的强分类器。即某个数据被分为哪一类要由各分类器权值决定。

由 AdaBoost 算法的描述过程可知,该算法在实现过程中根据训练集的大小初始化样本权值，使其满足均匀分布，在后续操作中通过公式来改变和规范化算法迭代后样本的权值。样本被错误分类导致权值增大，反之权值相应减小，这表示被错分的训练样本集包括一个更高的权重。这就会使在下轮时训练样本集更注重于难以识别的样本，针对被

错分样本的进一步学习来得到下一个弱分类器，直到样本被正确分类。在达到规定的迭代次数或者预期的误差率时，则强分类器构建完成。

总而言之，误差率低的弱分类器在最终分类器中占的权重较大，否则较小。

3.应用

对 AdaBoost 算法的研究以及应用大多集中于分类问题,同时也出现了一些在回归问题上的应用。就其应用 AdaBoost 系列主要解决了: 两类问题、多类单标签问题、多类多标签问题、大类单标签问题、回归问题。

（二）鸢尾花数据集 iris

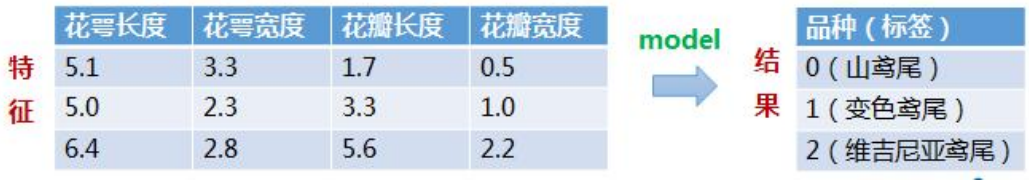
鸢尾花数据集总共包含 150 行数据。每一行数据由 4 个特征值及一个目标值组成。

4 个特征值分别为：萼片长度（SepalLengthCm）、萼片宽度（SepalWidthCm）、花瓣长度（PetalLengthCm）、花瓣宽度（PetalWidthCm）。

目标值为三种不同类别的鸢尾花,分别为:Iris-setosa(山鸢尾), Iris-versicolor（杂色鸢尾）, Iris-virginica（维吉尼亚鸢尾）。

```
5.1,3.5,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.0,1.4,0.2,Iris-setosa
4.7,3.2,1.3,0.2,Iris-setosa
4.6,3.1,1.5,0.2,Iris-setosa
5.0,3.6,1.4,0.2,Iris-setosa
5.4,3.9,1.7,0.4,Iris-setosa
4.6,3.4,1.4,0.3,Iris-setosa
5.0,3.4,1.5,0.2,Iris-setosa
4.4,2.9,1.4,0.2,Iris-setosa
4.9,3.1,1.5,0.1,Iris-setosa
5.4,3.7,1.5,0.2,Iris-setosa
```

鸢尾花分类数据集



鸢尾花分类

（三）西瓜数据集

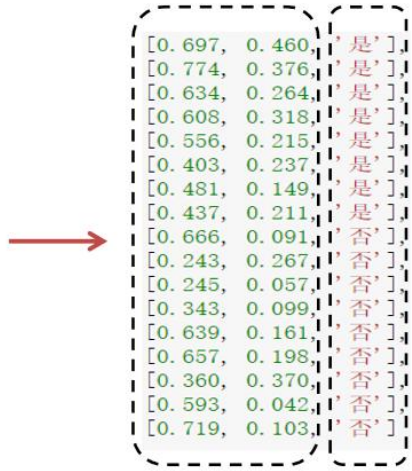
西瓜数据集 3.0 包含 17 条信息，是对西瓜数据集 2.0 的扩展，在原来基础上增加了两个连续属性“密度”和“含糖率”。每条信息对应西瓜的 8 中属性（色泽、根蒂、敲声、纹理、脐部、触感、密度、含糖率），给出了该西瓜是否为好瓜，“是”表示该西瓜是好瓜，“否”表示该西瓜不是好瓜。

该数据集一共 17 行数据，我们取 3 列数据进行实验：

- 1-2 列——特征值(1:密度 2:含糖量)；
- 第 3 列——目标值(3:是否好瓜)。

表 4.3 西瓜数据集 3.0

编号	色泽	根蒂	敲声	纹理	脐部	触感	密度	含糖率	好瓜
1	青绿	蜷缩	浊响	清晰	凹陷	硬滑	0.697	0.460	是
2	乌黑	蜷缩	沉闷	清晰	凹陷	硬滑	0.774	0.376	是
3	乌黑	蜷缩	浊响	清晰	凹陷	硬滑	0.634	0.264	是
4	青绿	蜷缩	沉闷	清晰	凹陷	硬滑	0.608	0.318	是
5	浅白	蜷缩	浊响	清晰	凹陷	硬滑	0.556	0.215	是
6	青绿	稍蜷	浊响	清晰	稍凹	软粘	0.403	0.237	是
7	乌黑	稍蜷	浊响	稍糊	稍凹	软粘	0.481	0.149	是
8	乌黑	稍蜷	浊响	清晰	稍凹	硬滑	0.437	0.211	是
9	乌黑	稍蜷	沉闷	稍糊	稍凹	硬滑	0.666	0.091	否
10	青绿	硬挺	清脆	清晰	平坦	软粘	0.243	0.267	否
11	浅白	硬挺	清脆	模糊	平坦	硬滑	0.245	0.057	否
12	浅白	蜷缩	浊响	模糊	平坦	软粘	0.343	0.099	否
13	青绿	稍蜷	浊响	稍糊	凹陷	硬滑	0.639	0.161	否
14	浅白	稍蜷	沉闷	稍糊	凹陷	硬滑	0.657	0.198	否
15	乌黑	稍蜷	浊响	清晰	稍凹	软粘	0.360	0.370	否
16	浅白	蜷缩	浊响	模糊	平坦	硬滑	0.593	0.042	否
17	青绿	蜷缩	沉闷	稍糊	稍凹	硬滑	0.719	0.103	否



西瓜数据集 3.0

（四）威斯康星乳腺癌数据集

威斯康星乳腺癌数据集来自美国威斯康星州的乳腺癌诊断数据集。医疗人员采集了患者乳腺肿块经过细针穿刺 (FNA) 后的数字化图像，并且对这些数字图像进行了特征提取，这些特征可以描述图像中的细胞核呈现。

该数据集中肿瘤是一个非常经典的用于医疗病情分析的数据集，包括 569 个病例的数据样本，每个样本具有 30 个特征。样本共分为两类：恶性（Malignant）和良性（Benign）。

属性信息：

ID——身份证号码

diagnose——诊断结果（M=恶性，B=良性）

其中'B'代表良性，包含 357 例；'M'代表恶性，包含 212 例。

字段	含义
ID	ID标识
diagnosis	M/B（M：恶性，B：良性）
radius_mean	半径（点中心到边缘的距离）平均值
texture_mean	文理（灰度值的标准差）平均值
perimeter_mean	周长 平均值
area_mean	面积 平均值
smoothness_mean	平滑程度（半径内的局部变化）平均值
compactness_mean	紧密度（=周长*周长/面积-1.0）平均值
concavity_mean	凹度（轮廓凹部的严重程度）平均值
concave points_mean	凹缝（轮廓的凹部分）平均值
symmetry_mean	对称性 平均值
fractal_dimension_mean	分形维数（=海岸线近似-1）平均值
radius_se	半径（点中心到边缘的距离）标准差
texture_se	文理（灰度值的标准差）标准差
perimeter_se	周长 标准差
area_se	面积 标准差
smoothness_se	平滑程度（半径内的局部变化）标准差
compactness_se	紧密度（=周长*周长/面积-1.0）标准差
concavity_se	凹度（轮廓凹部的严重程度）标准差
concave points_se	凹缝（轮廓的凹部分）标准差
symmetry_se	对称性标准差
fractal_dimension_se	分形维数（=海岸线近似-1）标准差
radius_worst	半径（点中心到边缘的距离）最大值
texture_worst	文理（灰度值的标准差）最大值
perimeter_worst	周长 最大值
area_worst	面积 最大值
smoothness_worst	平滑程度（半径内的局部变化）最大值
compactness_worst	紧密度（=周长*周长/面积-1.0）最大值
concavity_worst	凹度（轮廓凹部的严重程度）最大值
concave points_worst	凹缝（轮廓的凹部分）最大值
symmetry_worst	对称性 最大值
fractal_dimension_worst	分形维数（=海岸线近似-1）最大值

威斯康辛乳腺癌数据集特征

计算每个细胞核的 10 个实值特征：

1） radius_mean：半径（从中心到周界各点的平均距离）

2） texture_mean：纹理（灰度值的标准偏差）

3） perimeter_mean：周长

4） area_mean：面积

5） smoothness_mean ：平滑度（半径长度的局部变化）

6） compactness_mean：密实度/紧密度（周长^2/面积-1.0）

7） concavity_mean：凹度（轮廓凹陷部分的严重程度）

8） concave points_mea ：凹点（轮廓凹面部分的数量）

9） symmetry_mean：对称性

10）fractal_dimension_mean：分形维数（“海岸线近似值”-1）

Mean、se、worst：为每个图像计算这些特征，产生了 30 个特征。所有特征值用四个有效数字重新编码。

- 包含 mean 的数据——平均值。
- 包含 se 的数据——标准误差。
- 包含 worst 的数据——最差值或最大值（三者中的平均值最大值），是最严重的数据样例(最坏值)。

三、实验环境

计算机；网络环境。

四、实验内容及步骤

（一）实验内容

1.对于给定的例题,基于 AdaBoost 集成学习算法进行鸢尾花分类、西瓜分类的练习。

2.对于给定的项目，自行编写程序，使用 AdaBoost 集成学习算法实现肿瘤预测。

（二）实验步骤

1.【选做】进入指定实验课程，可通过阅览“知识讲解”进行实验相关知识的查缺补漏。

- 知识讲解：AdaBoost

2.【必做】在熟悉了实验原理的基础上，进行“实验五：AdaBoost”例题部分的实操练习。

- 例题 1：鸢尾花分类（AdaBoost）

➢ 例题 2：西瓜分类（AdaBoost）

3.【必做】在步骤 2 例题练习的基础上，对给定的实操项目，自行编写程序，使用 AdaBoost 算法实现肿瘤预测。

➢ 实操项目——肿瘤预测（AdaBoost）

4.【必做】完成实验报告。

请严格基于实验报告的模板撰写实验报告。

本课程所有实验全部结束后再统一打印。

附：实操项目要求

➢ **实操项目——肿瘤预测（AdaBoost）**

基于威斯康星乳腺癌数据集，使用 AdaBoost 算法实现肿瘤预测。

【实验要求】

1. 加载 sklearn 自带的数据集，使用 DataFrame 形式探索数据。
2. 划分训练集和测试集，检查训练集和测试集的平均癌症发生率。
3. 配置模型，训练模型，模型预测，模型评估。

（1）构建一棵最大深度为 2 的决策树弱学习器，训练、预测、评估。

（2）再构建一个包含 50 棵树的 AdaBoost 集成分类器（步长为 3），训练、预测、评估。

参考：将决策树的数量从 1 增加到 50，步长为 3。输出集成后的准确度。

（3）将（2）的性能与弱学习者进行比较。

4. 绘制准确度的折线图，x 轴为决策树的数量，y 轴为准确度。

封面设计： 贾丽

地 址：中国河北省秦皇岛市河北大街 438 号
邮 编：066004
电 话：0335-8057068
传 真：0335-8057068
网 址：http://jwc.ysu.edu.cn