



# Python 机器学习实验指导书

Python machine learning Experiment Instruction Book

实验五: AdaBoost

教 务 处 2021 年 2 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)。

4 (淮口/山亚马/七/。
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

特 5.1 3.3 1.7 0.5   征 5.0 2.3 3.3 1.0     结 0 (山鸢尾)   果 1 (变色鸢尾)		花萼长度	花萼宽度	花瓣长度	花瓣宽度	model		品种(标签)
	特	5.1	3.3	1.7	0.5		结	0 (山鸢尾)
6.4 2.8 5.6 2.2 2.7 (独主中亚英	征	5.0	2.3	3.3	1.0		果	1 (变色鸢尾)
0.4 2.6 5.0 2.2 2 (無言尼亚岛		6.4	2.8	5.6	2.2			2 (维吉尼亚鸢尾)

鸢尾花分类

## (三) 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)。

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

#### 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。

## 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. 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. 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: 鸢尾花分类 (AdaBoost)
- 3. 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. 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