## **Boosting**

## 基本概念

Boosting算法是一种把若干个分类器整合为一个分类器的方法

- 将多个弱分类器组合成为强分类器
- 三个臭皮匠顶一个诸葛亮

前继方法

- Bootstrapping
- Bagging

## Adaboost算法

#### 算法概述

输入: 训练样例

$$T = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$$

输出:由M个弱分类器构成的最终分类器G(x)

步骤:

初始化权值分布

$$D_1 = (w_{11}, \dots, w_{1i}, \dots, w_{1n}), w_{1i} = \frac{1}{n}$$

对于m=1,2,...,M:

使用带权值的实例集合Dm训练模型,得到弱分类器:

$$G_m(x): x->y$$

计算Gm(x)在训练集上的误差率

$$e_m = P(G_m(x_i \neq y_i)) = \sum_{i=1}^n w_{mi} I(G_m(x_i) \neq y_i)$$

计算Gm(x)的系数

$$a_m = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - e_m}{e_m}$$

这个地方用模型的整体误差来衡量弱分类器在最终分类器中的权重。

更新训练样例的权值分布, 为下一轮迭代做准备

$$D_{m+1} = (w_{m+1,1}, \dots, w_{m+2,i}, \dots, w_{m+1,n})$$
$$w_{m+1,i} = \frac{w_{mi}}{Z_m} \exp(-a_m y_i G_m(x_i))$$

Zm是规范化因子:

$$Z_m = \sum_{i=1}^n w_{mi} exp(-a_m y_i G_m(x_i))$$

 $exp(-a_m y_i G_m(x_i))$ 这个部分,当分类正确时,整体<1;错误时,整体>1。意义是,当样例分类错误,我们加大它的权重,以便在后面的迭代中更受重视。相应的,降低分类正确的样例的权重。 进行了M轮迭代之后,产出了M个弱分类器,将他们组合起来:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{m} a_m G_m(x)$$

### 算法特点

- adaboost是一种有很高精度的分类器
- 可以使用各种方法构建子分类器, adaboost算法提供的是框架
- 当使用简单分类器时,计算出的结果是可以理解的。而且弱分类器构造极 其简单
- 简单,不用做特征筛选
- 不用担心overfitting!

# 参考资料

- 百度技术博客
- 技术博客