# 《大数据机器学习》第6次作业

姓名: 刘培源 学号: 2023214278

**题目 1:** 某公司招聘职员考查身体、业务能力、发展潜力这 3 项。身体分为合格 1、不合格 0 两级,业务能力和发展潜力分为上 1、中 2、下 3 三级。分类为合格 1、不合格 –1 两类。已知 10 个人的数据,如表1所示。假设弱分类器为决策树桩。试用 AdaBoost 算法学习一个强分类器。

<b>耒</b> 1·	心酶人	员情况数据表
7X I.	- ハソ 44年 ノハ	、リスコロコルはメルウイメー

			• -							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
身体	0	0	1	1	1	0	1	1	1	0
业务能力	1	3	2	1	2	1	1	1	3	2
发展潜力	3	1	2	3	3	2	2	1	1	1
分类	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	-1	-1

答: 用  $x_0$ 、 $x_1$  和  $x_2$  分别代表身体、业务能力和发展潜力、Adaboost 算法迭代如下:

## 1. 第1轮:

• 初始权重分布:

• 选取的弱分类器规则: 
$$h_1(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_0 > 0.0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

- $\alpha_1 \approx 0.693$
- 更新 D

## 2. 第 2 轮:

• 初始权重分布:

 $D_2 = [0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.0625, 0.25, 0.25, 0.0625, 0.0625]$ 

• 选取的弱分类器规则: 
$$h_2(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_1 < 1.5 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

•  $\alpha_2 \approx 0.733$ 

- 更新 D
- 3. 第3轮:
  - 初始权重分布:  $D_3 = [0.1667, 0.0385, 0.0385, 0.1667, 0.0385, 0.1667, 0.1538, 0.1538, 0.0385, 0.0385]$
  - 选取的弱分类器规则:  $h_3(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_2 < 1.5 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
  - $\alpha_3 \approx 0.499$
  - 更新 D
- 4. 第 4 轮:
  - 初始权重分布:  $D_4 = [0.114, 0.0714, 0.0263, 0.114, 0.0263, 0.114, 0.2857, 0.1053, 0.0714, 0.0714]$
  - 选取的弱分类器规则:  $h_4(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_0 > 0.5 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
  - $\alpha_4 \approx 0.582$
  - 更新 D
- 5. 第5轮:
  - 初始权重分布:  $D_5 = [0.0748, 0.0469, 0.0553, 0.2395, 0.0553, 0.0748, 0.1875, 0.0691, 0.15, 0.0469]$
  - 选取的弱分类器规则:  $h_5(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_0 > 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
  - $\alpha_5 \approx 0.532$
  - 更新 D
- 6. 第6轮:
  - 初始权重分布:  $D_6 = [0.0503, 0.0315, 0.0372, 0.1611, 0.0372, 0.0503, 0.3654, 0.1346, 0.1009, 0.0315]$
  - 选取的弱分类器规则:  $h_6(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_2 < 2.5 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
  - $\alpha_6 \approx 0.545$
  - 更新 D
- 7. 第7轮:

• 初始权重分布:

 $D_7 = [0.0336, 0.0627, 0.0739, 0.1076, 0.0248, 0.1001, 0.2441, 0.0899, 0.2006, 0.0627]$ 

- 选取的弱分类器规则:  $h_7(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_1 < 1.5 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
- $\alpha_7 \approx 0.573$
- 更新 D

## 8. 第8轮:

• 初始权重分布:

 $D_8 = [0.0697, 0.0413, 0.0487, 0.2229, 0.0164, 0.2074, 0.1608, 0.0593, 0.1322, 0.0413]$ 

- 选取的弱分类器规则:  $h_8(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_0 > 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
- $\alpha_8 \approx 0.633$
- 更新 D

## 9. 第9轮:

• 初始权重分布:

 $D_9 = [0.0447, 0.0265, 0.0312, 0.1429, 0.0105, 0.133, 0.3654, 0.1346, 0.0848, 0.0265]$ 

- 选取的弱分类器规则:  $h_9(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_0 > 0.5 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
- $\alpha_9 \approx 0.499$
- 更新 D

### 10. 第 10 轮:

• 初始权重分布:

 $D_{10} = [0.0306, 0.0181, 0.058, 0.2653, 0.0195, 0.091, 0.2501, 0.0921, 0.1573, 0.0181]$ 

- 选取的弱分类器规则:  $h_{10}(x) = \begin{cases} +1 & \text{if } x_0 < 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$
- $\alpha_{10} \approx 0.327$
- 更新 D

## 11. 第 11 轮:

• 初始权重分布:

 $D_{10} = [0.0232, 0.0138, 0.0441, 0.2016, 0.0148, 0.0692, 0.3654, 0.1346, 0.0848, 0.0265]$ 

• 发现预测准确率已经为 1, 停止迭代

题目 2: 比较支持向量机、AdaBoost、逻辑斯蒂回归模型的学习策略与算法。

答:

## 1. 支持向量机:

• **学习策略:** SVM 的主要目标是最大化分类间隔,同时允许一定程度的分类错误。这通过最小化一个包含正则化项和合页损失(hinge loss)的目标函数来实现:

$$\min_{\mathbf{w},b,\xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

其中,**w** 是权重向量,b 是偏置项, $\xi_i$  是松弛变量,用于处理不完全可分的情况,C 是正则化参数。

• **学习算法:** 序列最小最优化算法 (SMO) 是一种高效的算法, 用于训练 SVM。 SMO 通过分解大的二次规划问题为一系列最小的二次规划问题来工作。

#### 2. AdaBoost:

• **学习策略**: AdaBoost 通过迭代地增加难以分类的样本的权重,构建一个强分类器。其目标是最小化加法模型的指数损失函数:

$$\min_{\alpha, \mathbf{G}} \exp \left( -\sum_{i=1}^{n} y_i \sum_{m=1}^{M} \alpha_m G_m(\mathbf{x}_i) \right)$$

其中,  $G_m$  是弱分类器,  $\alpha_m$  是分类器的权重。

• **学习算法**: 前向分步加法算法,该算法逐步添加弱分类器,每次添加都是为了最小化当前的指数损失函数。

### 3. 逻辑斯蒂回归:

• **学习策略**:在 Logistic 回归中,通常使用极大似然估计来找到最佳的参数,这可以通过最小化对数损失来实现。在有正则化的情况下,目标函数变为:

$$\min_{\mathbf{w},b} - \sum_{i=1}^{n} \left[ y_i \log(\sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b)) + (1 - y_i) \log(1 - \sigma(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b)) \right] + \lambda \|\mathbf{w}\|^2$$

其中,  $\sigma(\cdot)$  是 Sigmoid 函数,  $\lambda$  是正则化系数。

• **学习算法**:包括改进的迭代尺度算法、梯度下降和拟牛顿法等。这些算法通过不断更新参数来最小化损失函数。