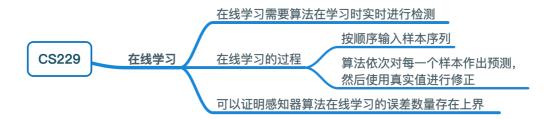
## 第八章: 在线学习



## 在线学习

- 之前我们讨论的学习都是批量学习(batch learning)
  - 。 批量学习的特点是我们会基于一个训练集进行学习,然后在独立的测试数据上评估学习得到的假设 h
- 本节将讨论**在线学习**(online learning)
  - 在线学习的特点是算法需要在学习时实时进行预测
- 在线学习的过程如下:
  - o 一个样本序列  $(x^{(1)}, y^{(1)}), (x^{(2)}, y^{(2)}), \ldots, (x^{(m)}, y^{(m)})$  会按顺序输入算法
  - 算法依次对每一个样本作出预测, 然后使用真实值进行修正
    - 具体来说,算法首先会看到  $x^{(1)}$ ,然后被要求预测  $y^{(1)}$  的值,预测完成后  $y^{(1)}$  的真实值会暴露给算法,对模型进行修正
    - 然后,算法会看到  $x^{(2)}$  ,同样被要求进行预测,重复上一步的操作,直至到达  $(x^{(m)},y^{(m)})$
- 我们关心的是在线学习在整个过程中产生的误差数量
  - 因此, 在线学习是对算法需要在学习过程中进行预测的应用的建模

## 感知器与大间隔分类器

- 下面将给出感知器算法的在线学习误差数量的上界
  - o 为了简化推导,这里将分类标签定义为  $y \in \{-1, 1\}$
- 我们知道感知器算法的参数  $\theta \in \mathbb{R}^{n+1}$ , 其假设函数为:

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) \tag{1}$$

。 其中:

$$g(z) = \left\{egin{array}{ll} 1 & ext{if } \mathrm{z} \geq 0 \ -1 & ext{if } \mathrm{z} < 0 \end{array}
ight.$$

- 给定一个训练样本 (x,y), 感知器算法的学习规则如下:
  - 如果  $h_{\theta}(x) = y$ , 那么参数不发生变化, 否则:

$$\theta := \theta + yx$$

- 该规则与第二章的相比有所不同,因为这里分类标签为 {-1,1}
- 此外,学习速率被省略了,这只会影响到参数的大小,对算法本身的行为没有影响
- 下面的定理将给出感知器算法在线学习误差数量的上界

- o 当其作为在线算法运行时,每一次得到分类样本错误的时候会进行一次更新
- $\circ$  注意下面给出的误差数量上界与序列样本数量 m 和输入维度 n 并没有直接关系
- 定理 (Block, 1962, and Novikoff, 1962):
  - 。 给定一个样本序列  $(x^{(1)},y^{(1)}),(x^{(2)},y^{(2)}),\dots,(x^{(m)},y^{(m)})$  ,假设对于所有的样本,都有  $||x^{(i)}|| \leq D$ (欧几里得范数),并且存在一个单位长度向量 u(||u||=1),使得对于所有 样本都有: $y^{(i)}\cdot(u^Tx^{(i)})\geq \gamma$  成立(即 u 将数据以至少为  $\gamma$  的间隔分离)
  - 。 那么感知器算法对于该序列的总预测误差数量最多为  $(D/\gamma)^2$
- 证明:
  - $\circ$  感知器只有当发现错误时才会更新参数、定义  $\theta^{(k)}$  为出现第 k 个错误时的权重
    - 那么有  $\theta^{(1)} = \vec{0}$  (因为权重初始化为0)
    - 如果第 k 个错误出现时的样本为  $(x^{(m)},y^{(m)})$ ,那么  $g((x^{(i)})^T\theta^{(k)}) \neq y^{(i)}$ ,即:

$$(x^{(i)})^T \theta^{(k)} y^{(i)} \le 0 \tag{2}$$

o 根据感知器算法的学习规则,我们有  $\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + y^{(i)}x^{(i)}$ ,据此有:

$$egin{aligned} ( heta^{(k+1)})^T u &= ( heta^{(k)})^T u + y^{(i)} (x^{(i)})^T u \ &\geq ( heta^{(k)})^T u + \gamma \end{aligned}$$

。 通过一个简答的数学归纳法证明, 可以得到:

$$(\theta^{(k+1)})^T u \ge k\gamma \tag{3}$$

。 此外, 我们还有:

$$||\theta^{(k+1)}||^{2} = ||\theta^{(k)} + y^{(i)}x^{(i)}||^{2}$$

$$= ||\theta^{(k)}||^{2} + ||x^{(i)}||^{2} + 2(x^{(i)})^{T}\theta^{(k)}y^{(i)}$$

$$\leq ||\theta^{(k)}||^{2} + ||x^{(i)}||^{2}$$

$$\leq ||\theta^{(k)}||^{2} + D^{2}$$
(4)

- 第三步使用了公式 (2) 的结论
- 基于数学归纳法可以得到:

$$||\theta^{(k+1)}||^2 \le kD^2 \tag{5}$$

○ 将(3)和(5)式结合起来可以得到:

$$\sqrt{k}D \ge ||\theta^{(k+1)}||$$
 $\ge (\theta^{(k+1)})^T u$ 
 $\ge k\gamma$ 

- 第二步的推导来自于  $z^T u = ||z|| \cdot ||u|| \cos \phi \leq ||z|| \cdot ||u||$
- 因此,如果感知器算法发现了第 k 个错误,可以证明  $k \leq (D/\gamma)^2$