

SMO 算法概述

Yimeng Ren

1 SMO 算法概述

SMO 是由 Platt 在 1998 年提出的、针对软间隔最大化 SVM 对偶问题求解的一个算法，其基本思想很简单：在每一步优化中，挑选出诸多参数 $(\alpha_k (k = 1, 2, \dots, N))$ 中的两个参数 (α_i, α_j) 作为“真正的参数”，其余参数都视为常数，从而问题就变成了类似于二次方程求最大值的问题，从而我们就能求出解析解。

具体而言，SMO 要解决的是如下对偶问题：

$$\max_{\alpha} L(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \text{s.t.} \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N$$

其大致求解步骤则可以概括如下：

1. 选出 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ 中“最不好的”两个参数 α_i, α_j
2. 只把 α_i, α_j 视为参数并把其他的 α_k 视为常数。注意到 α_i, α_j 需要满足 $\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$ 和 $0 \leq \alpha_i, \alpha_j \leq C$ ，所以求完解后需要检查是否满足约束；如不满足，则进行调整。

SMO 算法

输入：训练数据集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$ ，其中 $x_i \in \mathcal{X} = \mathbf{R}^n, y_i \in \mathcal{Y} = \{-1, +1\}, i = 1, 2, \dots, N$ ，精度 ϵ ；

输出：近似解 $\hat{\alpha}$

- (1) 取初始值 $\alpha^{(0)}, k = 0$ ；
- (2) 选取优化变量 $\alpha_1^{(k)}, \alpha_2^{(k)}$ ，解析求解两个变量的最优化问题（如下），求得最优解 $\alpha_1^{(k+1)}, \alpha_2^{(k+1)}$ ，更新 α 为 $\alpha^{(k+1)}$ ；

$$\begin{aligned}
\min_{\alpha_1, \alpha_2} \quad & W(\alpha_1, \alpha_2) = \frac{1}{2}K_{11}\alpha_1^2 + \frac{1}{2}K_{22}\alpha_2^2 + y_1y_2K_{12}\alpha_1\alpha_2 - \\
& (\alpha_1 + \alpha_2) + y_1\alpha_1 \sum_{i=3}^N y_i\alpha_i K_{i1} + y_2\alpha_2 \sum_{i=3}^N y_i\alpha_i K_{i2} \\
\text{s.t.} \quad & \alpha_1y_1 + \alpha_2y_2 = -\sum_{i=3}^N y_i\alpha_i = \zeta \\
& 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, 2
\end{aligned}$$

其中, $K_{ij} = K(x_i, x_j)$, $i, j = 1, 2, \dots, N$, ζ 是常数, 第一行目标函数中省略了不含 α_1, α_2 的常数项。

(3) 若在精度 ϵ 范围内满足停止条件:

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$y_i \cdot g(x_i) \begin{cases} \geq 1, & \{x_i \mid \alpha_i = 0\} \\ = 1, & \{x_i \mid 0 < \alpha_i < C\} \\ \leq 1, & \{x_i \mid \alpha_i = C\} \end{cases}$$

其中,

$$g(x_i) = \sum_{j=1}^N \alpha_j y_j K(x_j, x_i) + b$$

则进入 (4), 否则令 $k = k + 1$, 转回 (2);

(4) 取 $\hat{\alpha} = \alpha^{(k+1)}$