

西安交通大学

优化方法基础大作业

专业班级：

姓名学号：

联系电话：

时 间：

一、SVM 的前世今生

(1) 问题:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi_k (\forall k)} & \frac{1}{2} \|w\|_2^2 + C \sum_{k=1}^n \xi_k \\ \text{s.t.} & y_k (w^\top x_k + b) \geq 1 - \xi_k \quad (k = 1, 2, \dots, n) \\ & \xi_k \geq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, n) \end{aligned}$$

(2) 解答:

SVM 的学习策略就是间隔最大化，可形式化为一个求解凸二次规划

的问题，也等价于正则化的损失函数的最小化问题。SVM 的学习算

法就是求解凸二次规划的最优化算法。

写出原问题的拉格朗日对偶函数

$$L(w, b, \xi, \alpha, u) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i (w x_i + b) - 1 + \xi_i) - \sum_{i=1}^n u_i \xi_i$$

对 w, b, ξ 求偏导

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \Phi(x_i)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow 0 = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \Rightarrow C - \alpha_i - u_i = 0$$

将 三 式 代 入 L 中 ， 得 到

对上式求关于 α 的极大，得到：

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ & \left. \begin{aligned} C - \alpha_i - u_i &= 0 \\ \alpha_i &\geq 0 \\ u_i &\geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \Rightarrow 0 \leq \alpha_i \leq C \end{aligned}$$

整理，得到对偶问题的最优化问题

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

求得最优解 α^* .

$$w^* = \sum_{i=1}^n a_i^* y_i x_i$$

$$b^* = \frac{\max_{i: y_i = -1} w^* x_i + \min_{i: y_i = 1} w^* x_i}{2}$$

实践中往往取支持向量的所有值取平均，作为 b^* 求得分离超平面

$$w^* x + b^* = 0$$

分类决策函数为

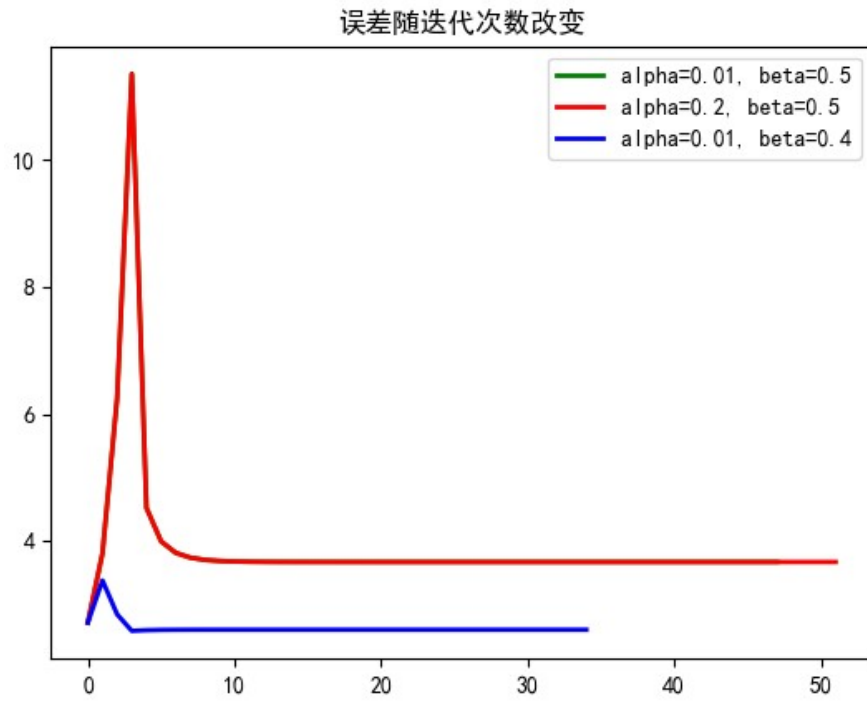
$$f(x) = \text{sign}(w^* x + b^*)$$

二、非二次规划问题回溯直线搜索

(1) 问题：

对于 \mathbb{R}^2 空间非二次规划问题 $\min f(x) = e^{x_1+3x_2-0.1} + e^{x_1-3x_2-0.1} + e^{-x_1-0.1}$ ，分析回溯直线搜索采用不同的 α, β 值时，误差随迭代次数改变的情况。注：初始值相同。

(2) 结果：



Beta 值对误差影响较大, beta 减小使误差减小

(3) 工程文件

见附件 1

三、等式约束熵极大化

(1) 问题：

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & f(x) = \sum_{i=1}^n x_i \log x_i \\ \text{subject to} \quad & Ax = b, \end{aligned}$$

其中 $\text{dom } f = \mathbf{R}_{++}^n$, $A \in \mathbf{R}^{p \times n}$, $p < n$ 。(一些相关分析见习题 10.9。)

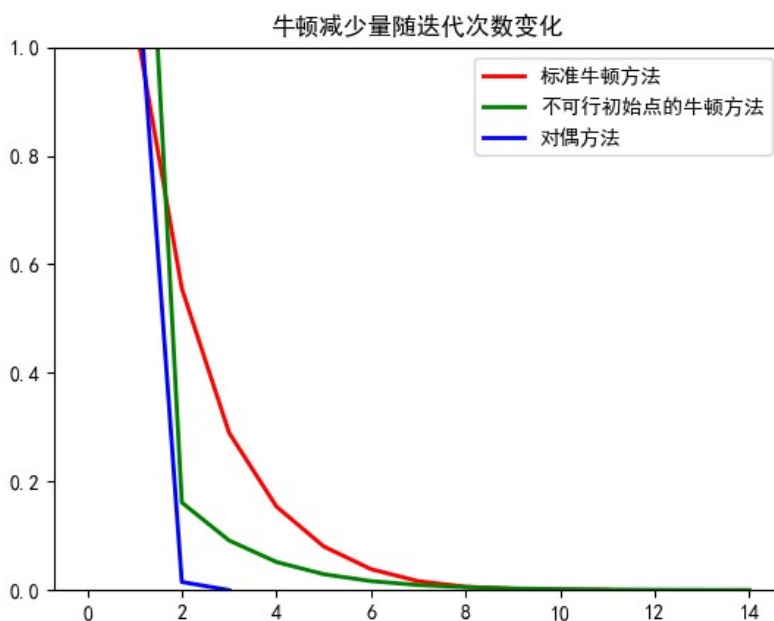
生成一个 $n = 100$, $p = 30$ 的问题实例, 随机选择 A (验证其为满秩阵), 随机选择一个正向量作为 \hat{x} (例如, 其分量在区间 $[0, 1]$ 上均匀分布), 然后令 $b = A\hat{x}$ 。(于是, \hat{x} 可行。)

采用以下方法计算该问题的解。

- (a) 标准 Newton 方法。可以选用初始点 $x^{(0)} = \hat{x}$ 。
- (b) 不可行初始点 Newton 方法。可以选用初始点 $x^{(0)} = \hat{x}$ (和标准 Newton 方法比较), 也可以选用初始点 $x^{(0)} = \mathbf{1}$ 。
- (c) 对偶 Newton 方法, 即将标准 Newton 方法应用于对偶问题。

证实三种方法求得相同的最优点 (和 Lagrange 乘子)。比较三种方法每步迭代的计算量, 假设利用了相应的结构。(但在你的实现中不需要利用结构计算 Newton 步径。)

(2) 结果：



从图像可以看出，对偶方法计算量最小，可行点的牛顿方法与不可行点的牛顿方法其次且相差较小。

(3) 工程文件

见附件 2