

# 最优化算法作业 1

陈文轩

更新: March 24, 2025

1. 考虑以下问题:

$$\begin{aligned} \min_{x \in \mathbb{R}^2} \quad & x_1^2 + x_2^2 \\ \text{s.t.} \quad & (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 \leq 2 \\ & (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 \leq 2 \end{aligned}$$

其中  $x = (x_1, x_2)^\top \in \mathbb{R}^2$ 。

- (a). 这是一个凸优化问题吗?
- (b). 写出此问题的拉格朗日函数。使用 Slater 条件验证在这个问题中是否存在强对偶性。
- (c). 写出这个优化问题的 KKT 条件。求出 KKT 点和最优点。

解

- (a). 由于目标函数与约束函数均为二次函数, 且 Hessian 矩阵为  $2I_2$ , 故是凸优化问题。
- (b). 引入非负 Lagrange 乘子  $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$ , 可以得到问题的 Lagrange 函数为:

$$L(x, \lambda_1, \lambda_2) = x_1^2 + x_2^2 + \lambda_1((x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 - 2) + \lambda_2((x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 - 2)$$

取  $x = (1, 0)^\top$ , 显然这个  $x$  满足严格不等式, 故 Slater 条件成立, 即具有强对偶性。

- (c). KKT 条件为:

$$\begin{cases} \nabla_x L(x, \lambda_1, \lambda_2) = 2(x_1 + (\lambda_1 + \lambda_2)(x_1 - 1), x_2 + (\lambda_1 + \lambda_2)(x_2 - 1)) = 0 \\ \lambda_1((x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 - 2) = 0, \lambda_2((x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 - 2) = 0 \\ (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2 \leq 2, (x_1 - 1)^2 + (x_2 + 1)^2 \leq 2 \\ \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0 \end{cases}$$

解得  $x_1 = x_2 = \lambda_1 = \lambda_2 = 0$ , 即  $(0, 0)^\top$  是 KKT 点, 也是最优点。

2. 考虑一个凸的分段线性最小化问题, 变量为  $x \in \mathbb{R}^n$

$$\min \max_{i=1, \dots, m} (a_i^\top x + b_i)$$

其中  $a_i \in \mathbb{R}^n, b_i \in \mathbb{R}$ 。

(a). 考虑原问题的如下等价问题2.1，推导2.1的对偶问题

$$\begin{aligned} \min \quad & \max_{i=1, \dots, m} y_i \\ \text{s.t.} \quad & a_i^\top x + b_i \leq y_i, i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (2.1)$$

变量为  $x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}^m$ 。

(b). 假设我们通过平滑函数逼近目标函数, 逼近函数为:

$$f_0(x) = \log \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x + b_i)$$

现在我们考虑无约束问题, 即  $\min f_0(x)$ 。证明该问题的对偶问题如下:

$$\begin{aligned} \max \quad & b^\top z - \sum_{i=1}^m z_i \log z_i \\ \text{s.t.} \quad & A^\top z = 0, \mathbf{1}^\top z = 1, z \succeq 0. \end{aligned} \quad (2.2)$$

其中  $\mathbf{1}$  表示全是 1 的向量。

(c). 设问题2.1的最优函数值是  $p_1^*$ , 问题2.2的最优函数值是  $p_2^*$ , 证明  $0 \leq p_2^* - p_1^* \leq \log m$ 。

解

(a). 先转化为线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & t \\ \text{s.t.} \quad & a_i^\top x + b_i \leq t, i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

Lagrange 函数为  $L(x, t, \lambda) = t + \sum_{i=1}^m \lambda_i (a_i^\top x + b_i - t)$ ,  $\lambda_i \geq 0$ , 目标是  $\max_{\lambda} \min_{x, t} L(x, t, \lambda)$ 。

$$\nabla_t L(x, t, \lambda) = 1 - \sum_{i=1}^m \lambda_i = 0 \Rightarrow \mathbf{1}^\top \lambda = 1, \nabla_x L(x, t, \lambda) = \sum_{i=1}^m \lambda_i a_i = 0,$$

此时  $L(x, y, \lambda) = \sum_{i=1}^m \lambda_i b_i$ 。因此对偶问题是:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^m \lambda_i b_i \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{1}^\top \lambda = 1, \sum_{i=1}^m \lambda_i a_i = 0 \\ & \lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

(b). 记  $A = (a_1, \dots, a_m)$ ,  $z_j = \frac{\exp(a_j^\top x + b_j)}{\sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x + b_i)}$ , 则  $\sum_{j=1}^m z_j = 1, z_j \geq 0$ 。

$$\text{此时 } f_0(x) = \log \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x + b_i) = \sum_{i=1}^m z_i (a_i^\top x + b_i) - \sum_{i=1}^m z_i \log z_i := L(x, z)。$$

$$\nabla_x L(x, z) = \sum_{i=1}^m z_i a_i = 0 \Rightarrow A^\top z = 0, \text{ 此时 } L(x, z) = b^\top z - \sum_{i=1}^m z_i \log z_i。$$

因此对偶问题是:

$$\begin{aligned} \max \quad & b^\top z - \sum_{i=1}^m z_i \log z_i \\ \text{s.t.} \quad & A^\top z = 0, \mathbf{1}^\top z = 1, z \succeq 0. \end{aligned}$$

(c). 记  $M = \max_i (a_i^\top x + b_i)$ , 则  $\exp(M) \leq \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x + b_i) \leq m \exp(M)$ 。

取对数, 即有  $M \leq \log \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x + b_i) \leq M + \log m, \forall x$ 。

对问题2.2的最优解  $x_2^*$ , 有  $p_2^* = \log \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x_2^* + b_i)$ , 由上有  $\max_i (a_i^\top x_2^* + b_i) \leq p_2^*$ 。

又  $p_1^* = \min_x \max_i (a_i^\top x + b_i) \leq \max_i (a_i^\top x_2^* + b_i) \leq p_2^*$ , 故  $p_1 \leq p_2$ 。

对问题2.1的最优解  $x_1^*$ , 有  $\max_i (a_i^\top x_1^* + b_i) = p_1^*$ 。由上有  $\log \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x_1^* + b_i) \leq$

$p_1^* + \log m$ 。又  $p_2^* = \min_x \log \sum_{i=1}^m \exp(a_i^\top x + b_i) \leq p_1^* + \log m$ , 故  $p_2^* \leq p_1^* + \log m$ 。

综上所述有  $0 \leq p_2^* - p_1^* \leq \log m$ 。