

## 第2章 凸优化基础2

更正：严格不等式约束可转换为不等式约束

$$f(x) < b \Leftrightarrow \begin{cases} f(x) \leq b \\ -|\log(b - f(x))| \leq 0 \end{cases}$$

Exercise 2.6 考虑优化问题：  $\min \|\mathbf{x}\|^2 (\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n)$  subject to  $\mathbf{a}^T \mathbf{x} \geq b$ . 其中,  $\mathbf{a} \in \mathbf{R}^n$  是非零向量,  $b \in \mathbf{R}, b > 0$  已知  $\mathbf{x}^*$  是问题的一个解。

- (1). 证明约束集是凸集
- (2). 利用KKT定理证明  $\mathbf{a}^T \mathbf{x}^* = b$
- (3). 将  $\mathbf{x}^*$  写成  $\mathbf{a}$  和  $b$  的表达式的形式

Exercise 2.7 对于如下最优化问题：

$$\begin{aligned} \min f(x_1, x_2) &= x_1^2 - 4x_1x_2 + x_2^2 \\ x_1 + x_2 + x_3 &= 1 \\ x_1 - x_2 + x_3 &> 0 \end{aligned}$$

构造广义拉格朗日乘子函数，将该问题转化为对偶问题。

Exercise 2.8 考虑优化问题：

$$\begin{aligned} \min_{b, w} \quad & \frac{1}{2} w^T w \\ s. t. \quad & y_i (w^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

其中  $w, \mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, b \in \mathbf{R}, y_i \in \{-1, 1\}, (i = 1, \dots, N)$

- (1) 证明该优化问题是凸优化问题
- (2) 判断该问题是否满足强对偶性
- (3) 利用KKT定理化简对偶问题为下列形式, 其中  $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]$

$$\begin{aligned} \min_{\lambda} \quad & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j - \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ s. t. \quad & \sum_{i=1}^N y_i \lambda_i = 0; \\ & \lambda_i \geq 0, \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \end{aligned}$$

- (4) 利用(3)中的最优解  $\lambda^*$  计算原问题的最优解  $w^*, b^*$

