

# 第十三讲：对偶最优性与 KKT条件

凸优化问题的最优解性质

杨 林

# 大 纲

1. 对偶最优条件
2. KKT条件的应用

# 大 纲

1. 对偶最优条件
2. KKT条件的应用

# 1 对偶最优条件

---

■ **互补松弛性：**假设强对偶性成立,  $x^*$  是原始最优解,  $(\lambda^*, \nu^*)$  是对偶最优解

$$\begin{aligned} f_0(x^*) &= g(\lambda^*, \nu^*) = \inf \left( f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* f_i(x) + \sum_{i=1}^p \nu_i^* h_i(x) \right) \\ &\leq f_0(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i^* f_i(x^*) + \sum_{i=1}^p \nu_i^* h_i(x^*) \quad (\text{消去 inf}) \\ &\leq f_0(x^*) \end{aligned}$$

以下两个情况成立

1.  $x^*$  最小化  $L(x, \lambda^*, \nu^*)$
2.  $\lambda_i^* f_i(x^*) = 0$  对于  $i = 1, \dots, m$  (称为互补松弛性):  
 $\lambda_i^* > 0 \Rightarrow f_i(x^*) = 0, \quad f_i(x^*) < 0 \Rightarrow \lambda_i^* = 0$

# 1 对偶最优条件

---

## ■ Karush–Kuhn–Tucker (KKT) 条件：

以下四个条件称为 KKT 条件 ( $f_i, h_i$  可微)

1. 原问题约束:  $f_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m, h_i(x) = 0, i = 1, \dots, p$
2. 对偶问题约束:  $\lambda \geq 0$
3. 互补松弛性:  $\lambda_i f_i(x) = 0, i = 1, \dots, m$
4. 拉格朗日函数关于  $x$  的梯度为 0:

$$\nabla f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla f_i(x) + \sum_{i=1}^p \nu_i \nabla h_i(x) = 0$$

如果强对偶成立且  $x, \lambda, \nu$  是最优的, 那么它们必须满足 KKT 条件

# 1 对偶最优条件

---

## ■ 凸问题的(充分) KKT 条件:

若  $\tilde{x}, \tilde{\lambda}, \tilde{\mu}$  满足凸问题的 KKT 条件, 则它们是最优的:

1. 从互补松弛性和原问题可行性:  $f_0(\tilde{x}) = L(\tilde{x}, \tilde{\lambda}, \tilde{\mu})$
2. 从第 4 个条件(以及凸性):  $g(\tilde{\lambda}, \tilde{\mu}) = L(\tilde{x}, \tilde{\lambda}, \tilde{\mu})$

因此  $f_0(\tilde{x}) = g(\tilde{\lambda}, \tilde{\mu})$

■ 反过来, 如果满足slater条件,  $x$  是最优的当且仅当存在  $\lambda, \nu$  满足 KKT 条件 (slater条件意味着强对偶性, 并且对偶最优解被达到)

■ 本质上,KKT 条件推广了无约束问题的最优条件

$$\nabla f_0(x) = 0$$

# 大 纲

1. 对偶最优条件
2. KKT条件的应用

## 2 KKT条件的应用

---

□ 例 7:(使用 KKT 条件求解  $QP$  ):

$$\begin{array}{ll}\text{最小化} & (1/2)x^T Px + q^T x + r \\ \text{约束条件} & Ax = b\end{array}$$

■ 解: 写出 KKT 条件

$$Ax^* = b, \quad Px^* + q + A^T \nu^* = 0$$

## 2 KKT条件的应用

---

□ 例 7:(使用 KKT 条件求解 QP ) :

$$\begin{array}{ll}\text{最小化} & -\sum_{i=1}^n \log(\alpha_i + x_i) \\ \text{约束条件} & x \geq 0, \quad \mathbf{1}^T x = 1\end{array}$$

■ 解: 写出 KKT 条件

$$\begin{aligned}x^* &\geq 0, \quad \mathbf{1}^T x^* = 1, \quad \lambda^* \geq 0, \quad \lambda_i^* x_i^* = 0, \quad i = 1, \dots, n \\ -1/(\alpha_i + x_i^*) - \lambda_i^* + \nu^* &= 0, \quad i = 1, \dots, n\end{aligned}$$

重写 KKT 条件:

$$\begin{aligned}x^* &\geq 0, \quad \mathbf{1}^T x^* = 1, \quad x_i^*(\nu^* - 1/(\alpha_i + x_i^*)) = 0, \quad i = 1, \dots, n \\ \nu^* &\geq 1/(\alpha_i + x_i^*), \quad i = 1, \dots, n\end{aligned}$$

## 2 KKT条件的应用

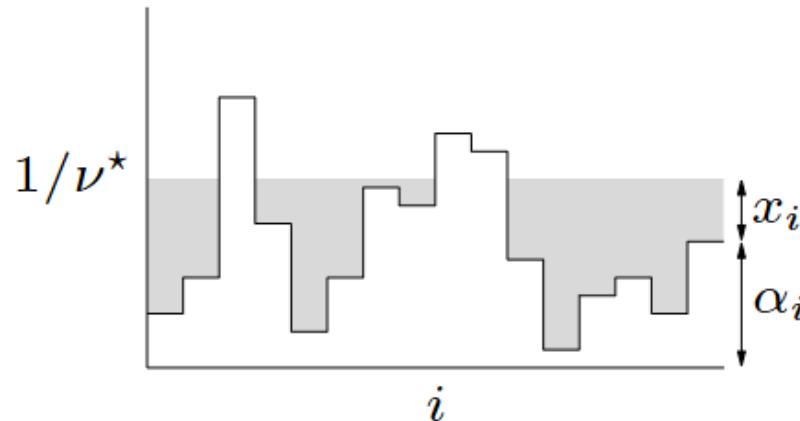
### ■ 解(续):

- (1) 若  $\nu^* < 1/\alpha_i$ , 那么  $x_i^* > 0$ , 同时  $x_i^* = 1/\nu^* - \alpha_i$ ;
- (2) 若  $\nu^* \geq 1/\alpha_i$ , 那么  $x_i^* \leq 0$ , i.e.  $x_i^* = 0$

结果,  $x_i^* = \max\{0, 1/\nu^* - \alpha_i\}$

确定了  $\nu$  与  $\mathbf{1}^T x^* = 1$  结合的最优值, 即

$$\sum_{i=1}^n \max\{0, 1/\nu^* - \alpha_i\} = 1$$



## 2 KKT条件的应用

---

□ 例 8: 使用 KKT 条件找到下列集合中最接近  $(0, 0)$  的点.

$$M = \{x \in \mathbb{R}^2 : x_1 + x_2 \geq 4, 2x_1 + x_2 \geq 5\}$$

■ 解: 将其转化为一个优化问题:

最小化	$x_1^2 + x_2^2$
约束条件	$-x_1 - x_2 + 4 \leq 0$
	$-2x_1 - x_2 + 5 \leq 0$

拉格朗日函数是

$$\begin{aligned} L(x_1, x_2, u_1, u_2) \\ = x_1^2 + x_2^2 + u_1(-x_1 - x_2 + 4) + u_2(-2x_1 - x_2 + 5), u_1, u_2 \\ \geq 0 \end{aligned}$$

## 2 KKT条件的应用

---

■ 解(续): KKT 条件是:

I. 可行性

II. 互补松弛性

$$u_1(-x_1 - x_2 + 4) = 0, u_1 \geq 0$$

$$u_2(-2x_1 - x_2 + 5) = 0, u_2 \geq 0$$

III. 最优性

$$\frac{\partial L}{\partial x_1} = 2x_1 - u_1 - 2u_2 = 0,$$

$$\frac{\partial L}{\partial x_2} = 2x_2 - u_1 - u_2 = 0$$

## 2 KKT条件的应用

---

### ■ 解(续):

情况(1):  $u_1 = 0, u_2 = 0$ . 从 III 得  $x_1 = 0, x_2 = 0$ , 不可行

情况(2):  $x_1 + x_2 = 4, u_2 = 0$ . 结合 III 我们可以得到

$$2x_1 - u_1 = 0, 2x_2 - u_1 = 0, x_1 + x_2 = 4$$

这个给出  $x_1 = 2, x_2 = 2, u_1 = 4 > 0$ . 一个 KKT 点  $(2, 2, 4, 0)$ !

情况(3):  $u_1 = 0, 2x_1 + x_2 = 5$

$$2x_1 - 2u_2 = 0, 2x_2 - u_2 = 0, 2x_1 + x_2 = 5$$

我们有  $x_1 = 2, x_2 = 1, u_2 = 2$  (不可行)

情况(4):  $x_1 + x_2 = 4, 2x_1 + x_2 = 5$

我们有  $x_1 = 1, x_2 = 3$  以及  $u_1 + 2u_2 = 2, u_1 + u_2 = 6$

这会得到  $u_1 = 10, u_2 = -4 < 0$  (不满足对偶可行性)

## 2 KKT条件的应用

---

□ 例 9:下面是一个强对偶性成立的非凸优化问题. 如何找到最优解, 唯一吗?

$$\begin{array}{ll}\text{最大化}_x & -2(x_1 - 2)^2 - x_2^2 \\ \text{约束条件} & x_1^2 + x_2^2 \leq 25 \\ & x_1 \geq 0\end{array}$$

■ 解: 拉格朗日函数是

$$L(x_1, x_2, \mu_1, \mu_2) = -2(x_1 - 2)^2 - x_2^2 + \mu_1(x_1^2 + x_2^2 - 25) - \mu_2 x_1$$

$$KKT \text{ 条件是: } \left\{ \begin{array}{l} -4(x_1 - 2) + 2\mu_1 x_1 - \mu_2 = 0 \\ -2x_2 + 2\mu_1 x_2 = 0 \\ x_1^2 + x_2^2 \leq 25 \\ x_1 \geq 0 \\ \mu_1, \mu_2 \geq 0 \\ \mu_1 = 0 \text{ 或 } x_1^2 + x_2^2 = 25 \\ \mu_2 = 0 \text{ 或 } x_1 = 0 \end{array} \right.$$

## 2 KKT条件的应用

---

### ■ 解(续):

(1)  $\mu_1 = \mu_2 = 0$ . 我们得到  $x_1 = 2$  和  $x_2 = 0$ , 满足原始约束. 因此,  $(2, 0)$  和  $(0, 0)$  是可能的解, 其值等于 0

(2)  $\mu_1 = 0$  和  $\mu_2 > 0$ . 我们得到  $x_1 = x_2 = 0$  和  $\mu_2 = 8 > 0$ . 值是 -8

(3)  $\mu_2 = 0$  和  $\mu_1 > 0$ , 我们得到

$$\begin{cases} -4(x_1 - 2) + 2\mu_1 x_1 = 0 \\ -2x_2 + 2\mu_1 x_2 = 0 \\ x_1 \geq 0 \\ \mu_1 > 0 \\ x_1^2 + x_2^2 = 25 \end{cases}$$

## 2 KKT条件的应用

---

### ■ 解(续):

如果  $x_2 = 0, x_1 = 5$ , 且  $\mu_1 = 6/5 > 0$  和  $\mu = 0$ , 得到值为  $-18$ . 如果  $x_2 \neq 0, \mu_1 = 1$ , 我们有  $x_1 = 4$  和  $x_2 = \pm 3$ , 且  $\mu_2 = 0$ , 得到值为  $-17$ .

(4)  $\mu_2 > 0$  且  $\mu_1 > 0$ . 我们得到  $x_1 = 0$  和  $x_2 = \pm 5$ ,  $\mu_1 = 1$  和  $\mu_2 = 8$ , 得到一个值为  $-33$ , 这是最小值.

谢 谢 !