

第三讲

线性规划对偶理论

对偶的由来

$$\text{Max } 4x_1 + x_2 + 3x_3$$

$$\text{s.t. } x_1 + 4x_2 \leq 1$$

$$3x_1 - x_2 + x_3 \leq 3$$

$$x_1, x_2, x_3 \geq 0$$



每个可行解给出最优目标函数值的一个下界。

$$\text{如 } (1, 0, 0)^T \Rightarrow C^* \geq 4$$

$$(0, 0, 3)^T \Rightarrow C^* \geq 9$$

? 一个可行解是不是 optimal

我们需要 C^* 的上界!

$$10x_1 + x_2 + 3x_3 \leq 10$$

$$\text{Min } y_1 + 3y_2$$

\Rightarrow

$$\text{s.t. } y_1 + 3y_2 \geq 4$$

$$4y_1 - y_2 \geq 1$$

$$y_2 \geq 3$$

$$y_1 \geq 0$$

对偶的一般形式

(P)

$$\text{Max } \sum_{j=1}^n c_j x_j$$



$\textcircled{y_1}$ s.t. $\sum_{j=1}^n a_{1j} x_j \leq b_1$

⋮

$\textcircled{y_m}$

$\sum_{j=1}^n a_{mj} x_j \leq b_m$



$$x_j \geq 0, j=1, \dots, n$$

(D)

$$\text{Min } \sum_{i=1}^m b_i y_i$$

s.t. $\sum_{i=1}^m a_{i1} y_i \geq c_1$

⋮

$\sum_{i=1}^m a_{in} y_i \geq c_n$

$$y_i \geq 0, i=1, \dots, m$$

另一个说法:

$$\max 4x_1 + 3x_2$$



$$\min 24y_1 + 26y_2$$

① s.t. $2x_1 + 3x_2 \leq 24$

② $5x_1 + 2x_2 \leq 26$

$$x_1, x_2 \geq 0$$



s.t. $2y_1 + 5y_2 \geq 4$

$$3y_1 + 2y_2 \geq 3$$

$$y_1, y_2 \geq 0$$



材料定价

影子价格

一般情况.

$$\begin{aligned} (P) \quad & \max \quad c^T x \\ & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$



$$\begin{aligned} (D) \quad & \min \quad b^T y \\ & A^T y \geq c \\ & y \geq 0 \end{aligned}$$

对偶例子

$$\begin{array}{ll} \max & z = 4x_1 + 3x_2 \\ \text{s.t.} & 2x_1 + 3x_2 \leq 24 \\ & 5x_1 + 2x_2 \leq 26 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \quad (P)$$

对偶例子

$$\begin{array}{ll} \max & z = 4x_1 + 3x_2 \\ \text{s.t.} & 2x_1 + 3x_2 \leq 24 \\ & 5x_1 + 2x_2 \leq 26 \\ & x_1, x_2 \geq 0 \end{array} \quad (P)$$

$$\begin{array}{ll} \min & z = 24y_1 + 26y_2 \\ \text{s.t.} & 2y_1 + 5y_2 \geq 4 \\ & 3y_1 + 2y_2 \geq 3 \\ & y_1, y_2 \geq 0 \end{array} \quad (D)$$

对偶对应关系

原始 (P)

$$\begin{array}{ll} \max & c^T x \\ \text{s.t.} & a_i^T x \leq b_i \quad i = 1, \dots, p \\ & a_i^T x \geq b_i \quad i = p + 1, \dots, l \\ & a_i^T x = b_i \quad i = l + 1, \dots, m \\ & x_j \geq 0 \quad j = 1, \dots, q \\ & x_j \leq 0 \quad j = q + 1, \dots, h \\ & x_j \leq 0 \quad j = h + 1, \dots, n \end{array}$$

对偶

(D)

$$\begin{array}{ll} \min & y^T b \\ \text{s.t.} & y_i \geq 0 \\ & y_i \leq 0 \\ & y_i \leq 0 \\ & A_j^T y \geq c_j \\ & A_j^T y \leq c_j \\ & A_j^T y = c_j \end{array}$$

$$\begin{array}{ll}
 \max & c^T x \\
 (P) \quad \text{s.t.} & Ax \leq b \\
 & x \geq 0
 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll}
 \min & y^T b \\
 (D) \quad \text{s.t.} & y^T A \geq c^T \\
 & y \geq 0
 \end{array}$$

➤ 对偶的自反性:

设(D)是(P)的对偶问题, 那么(P)也是(D)的对偶。

$$\begin{array}{ll}
 \max & c^T x \\
 (P) \quad \text{s.t.} & Ax \leq b \\
 & x \geq 0
 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll}
 \min & y^T b \\
 (D) \quad \text{s.t.} & y^T A \geq c^T \\
 & y \geq 0
 \end{array}$$

➤ 弱对偶定理

- 若 (P) 和 (D) 均有有限可行解, (P) 问题任一可行解的目标函数值总是不大于 (D) 问题的任一可行解的目标函数值
- 设 x 和 y 分别是 (P) 和 (D) 的可行解, 若二者的目标函数值相等, 则它们分别是各自问题的最优解
- 若 (P) 有无限最优解, 则 (D) 不可行; 若 (D) 有无限最优解, 则 (P) 不可行

$$\begin{array}{ll} \max & c^T x \\ (P) \quad \text{s.t.} & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min & y^T b \\ (D) \quad \text{s.t.} & y^T A \geq c^T \\ & y \geq 0 \end{array}$$

➤ 强对偶定理

若 (P) （或 (D) ）有有限最优解，则 (D) （或 (P) ）也有有限最优解，且目标函数值相等

$$\begin{array}{ll}
 \max & c^T x \\
 (P) \quad \text{s.t.} & Ax \leq b \\
 & x \geq 0
 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll}
 \min & y^T b \\
 (D) \quad \text{s.t.} & y^T A \geq c^T \\
 & y \geq 0
 \end{array}$$

➤ 强对偶定理

若(P) (或(D)) 有有限最优解, 则(D) (或(P)) 也有有限最优解, 且目标函数值相等

➤ 互补松弛定理

若 x^*, y^* 分别是(P), (D)的可行解, 则

$$x^*, y^* \text{ 最优} \iff \begin{cases} (y^{*T} A - c^T) x^* = 0 \\ y^{*T} (Ax^* - b) = 0 \end{cases}$$

	c_B^T	c_N^T	
x_B	A_B	A_N	b



检验数

目标值相反数

	0	$c_N^T - c_B^T A_B^{-1} A_N$	$-c_B^T A_B^{-1} b$
x_B	$I_{m \times m}$	$A_B^{-1} A_N$	$A_B^{-1} b$

$$\begin{array}{ll} \max & c^T x \\ (P) \text{ s.t.} & Ax \leq b \\ & x \geq 0 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} \min & y^T b \\ (D) \text{ s.t.} & y^T A \geq c^T \\ & y \geq 0 \end{array}$$

强对偶定理: 若 (P) 和 (D) 有一个有有限最优解, 则另一个亦有, 且目标函数值相等.

(P)	(D)
$\max c^T x$	$\min y^T b$
s.t. $Ax \leq b$	s.t. $A^T y \geq c$
$x \geq 0$	$y \geq 0$

不妨设 (P) 有有限最优解
 $x^* = (x_B, x_N)^T$
 $(A_B \ A_N)$



$$\begin{array}{l} Ax + I \cdot \bar{x} = b \\ \hline \begin{array}{ccc} c^T - c_B^T A_B^{-1} A & -c_B^T A_B^{-1} & -c_B^T A_B^{-1} b \\ \text{0} \quad \text{0} \quad \text{0} & A_B^{-1} A & A_B^{-1} b \end{array} \\ \hline \begin{array}{l} c_B^T A_B^{-1} A \geq c^T \\ c_B^T A_B^{-1} \geq 0 \\ c_B^T A_B^{-1} b = c^T x^* \end{array} \\ \hline y^T = c_B^T A_B^{-1} \end{array}$$

单纯形法

再回顾一下单纯形表:

	0	$C_N - C_B^T A_B^{-1} A_N$	$-C_B^T A_B^{-1} b$
X_B	I	$A_B^{-1} A_N$	$A_B^{-1} b$



最优:

{


可行

检验数 $\sigma \leq 0$

\iff

对偶可行



① 保证可行 

② Local Search

使得 $\sigma \leq 0$

逐步满足



换个角度

那么, 反过来呢?

① 保证对偶可行

$$\sigma \leq 0$$

② 逐步迭代使得
(原始)可行

$$A_B^{-1}b \geq 0$$

\Rightarrow 对偶单纯形法

例子

先看一个例子:

$$\text{Max } z = -x_2 - 2x_3$$

$$\text{s.t. } x_1 + x_2 + x_3 = 5$$

$$2x_2 + x_3 + x_4 = 5$$

$$-4x_2 - 6x_3 + x_5 = -9$$

$$x_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, 5$$

	0	-1	-2	0	0	
x_1	1	1	1	0	0	5
x_4	0	2	1	1	0	5
x_5	0	-4	-6	0	1	-9

入

出

	0	0	-1/2	0	-1/4	9/4
x_1	1	0	-1/2	0	1/4	11/4
x_4	0	0	-2	1	1/2	1/2
x_2	0	1	3/2	0	-1/4	9/4

$$x^* = (11/4, 9/4, 0, 1/2, 0)^T$$

对偶单纯形法

对偶单纯形法:

(1) 初始单纯形表,
保证对偶可行
($\sigma \leq 0$)

(2) 检查可行性
 $A_B^{-1}b \geq 0$?
Yes, done

(3) 基变换 $A_B^{-1} = (\tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_m)^T$

★ $\exists i, \quad \underline{\tilde{A}_i^T b} < 0 \Rightarrow$ 出基
 $i = \arg \min_k \tilde{A}_k^T b$

★ $j = \arg \min_{\bar{a}_{ij} < 0} \frac{\sigma_j}{\bar{a}_{ij}} \Rightarrow$ 入基

★ 以 \bar{a}_{ij} 为主元变换