

最优化方法

授课教师：徐海涛

2024年秋

明理，精工，笃学，致远

1

第四章 线性规划

明理，精工，笃学，致远

2

4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

极小化问题怎么做？

$$\begin{aligned} &\text{maximize } f = 2x_1 + x_2 \\ &\text{subject to } \begin{cases} 2x_1 - x_2 \leq 8 & [1] \\ x_1 + 2x_2 \leq 14 & [2] \\ -x_1 + x_2 \leq 4 & [3] \\ x_1 \geq 0, x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

初始的单纯形表 (基本可行解对应图 4.3 中的点 A)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	-2	-1	0	0	0	0
x_3	[2]	-1	1	0	0	8
x_4	1	2	0	1	0	14
x_5	-1	1	0	0	1	4

极小化目标函数 $c^T x$ 就相当于极大化 $-c^T x$ 。因此，对于极大化问题，单纯形表中的第 1 行为 $-c$ ，而极小化问题，第 1 行就是 c 。右端项为目标函数值的负值，因此，当得到最优解之后，对该值取负值后就是对应的目标函数最优解。

对于一个基本可行解，如果有一个或一个以上的基变量为零，则称为退化的基本可行解。在这种情况下，由于非基变量都是零，将零值基变量离基，并不会增加目标函数值。但是，退化的基本可行解并不会对单纯形法带来问题。单纯形法可能存在循环问题，这将在下节中讨论。

明理，精工，笃学，致远

3

4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

只含小于等于约束的线性规划的单纯形法求解步骤：

- Step 1: 构建标准形式的单纯形表，对目标函数取反，将极小化问题转换为极大化问题；
- Step 2: 在目标函数行中，选择绝对值最大的负系数，其对应的列编号为 j ，即枢轴列，对应的进基变量为 x_j 。如果不存在负系数，则已经获得了最优解；
- Step 3: 对于该列的正系数 a_{ij} ，计算比值 b_i/a_{ij} ，找出最小的比值对应的行^①，编号为 i ，即枢轴行。如果该列中不存在正系数，则该问题有无界解；
- Step 4: 开展初等行变换，将枢轴列中枢轴变量变换为 1，其他各变量都为 0，包括第 1 行中相应的变量。回到第 2 步。

明理，精工，笃学，致远

4

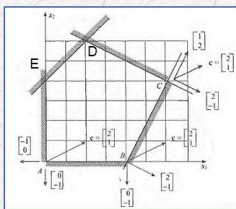


4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

最优性条件

前面章节中已经提到过，函数的梯度与其等值线正交，且是函数值增加的方向。因此，从图 4.3 中可以看出，点 A 明显不是极大值。考虑到图示的方向 c ，在可行域 Ω 内沿着 x_1 的方向或 x_2 的方向都会使函数值增加。更为一般的说法是，由于 c 是函数 f 的梯度，朝着指向 c 的半空间移动，都会使函数值增加。从点 B 开始，向点 C 移动，会使函数值增加。从点 E 开始向点 D 移动，然后再移动到 C，会使函数值增加。在点 C 处，无论如何移动都不会使函数值增加，这意味着 C 就是最优值。从图 4.4 可以看出，从点 D 出发，选择阴影中的任意方向作为搜索方向，都能使函数值增加，且保证处于可行域 Ω 中。单纯形法采用方向 d 作为下降方向，即沿着可行域边界搜索，从一个顶点到另外一个顶点。

图 4.4 非最优值 D 处的搜索方向



明理，精工，笃学，致远

5



4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

最优性条件 (KKT条件)

对于极大化问题，梯度 c 可以表示为各起作用约束方程梯度的线性组合：

$$c = \sum_{i \in I} \mu_i N_i \quad (4.7)$$

其中， I 为在最优点处起作用约束的下标集合， N_i 为第 i 个起作用约束的梯度或者法向量 (a_i 或 $-a_i$)， μ_i 为拉格朗日乘子。式 (4.7) 的含义为向量 c 位于由起作用约束的梯度构成的凸锥中。

明理，精工，笃学，致远

6



4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

最优性条件 (KKT条件)

- ◆ 如果可行域内的某点，能够使得式(4.7)成立，且有 $\mu_i \geq 0$ ， $i \in I$ ，则该点是最优点。

$$c = \mu_i N_i$$

- ◆ 也就是说当目标函数的梯度和约束方程的梯度确定，可以获得每个约束极点的拉格朗日乘子，满足上述条件为最优值。

明理，精工，笃学，致远

7



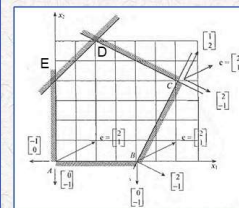
4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

KKT条件

在点 A 处，起作用约束的梯度为 $\begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$ ， $\begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ ，因此，将 $c = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$ 表示为两个梯度的线性组合： $\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} = -2 \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} - 1 \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ ，由此可得 $\mu_1 = -2$ ， $\mu_2 = -1$ 。这恰好就是首行的检验数。根据 KKT 条件，可知点 A 不是最优解。

在点 D 处，梯度的线性组合为 $\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \mu_1 \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} + \mu_2 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ ，可得 $\mu_1 = -1$ ， $\mu_2 = 1$ ，也不是最优解。

在点 C 处，梯度的线性组合为 $\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \mu_1 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + \mu_2 \begin{bmatrix} -2 \\ -1 \end{bmatrix}$ ，可得 $\mu_1 = 0.8$ ， $\mu_2 = 0.6$ ，说明这是最优解。点 C 就是 KKT 点。



明理，精工，笃学，致远

8



4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

KKT条件

式 (4.7) 所示的 KKT 条件意味着所有不起作用约束的拉格朗日乘子为零, 即对于 $i \notin I$, 有 $g_i < 0$, 则对应的拉格朗日乘子为 $\mu_i = 0$ 。这可以归纳为一个互补条件, 即 $\mu_i g_i = 0$ 。

优化问题:

$$\begin{aligned} & \text{maximize} && \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ & \text{subject to} && \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b} \\ & && \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (4.8)$$

KKT 条件:

$$\text{可行性条件} \quad \mathbf{Ax} + \mathbf{y} = \mathbf{b} \quad (4.9)$$

$$\text{最优性条件} \quad \mathbf{c} = \mathbf{A}^T \mathbf{y} - \mathbf{u} \quad (4.10)$$

$$\text{互补条件} \quad \mathbf{u}^T \mathbf{x} + \mathbf{v}^T \mathbf{y} = 0 \quad (4.11)$$

$$\text{非负约束} \quad \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{y} \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{u} \geq \mathbf{0}, \quad \mathbf{v} \geq \mathbf{0} \quad (4.12)$$

明理, 精工, 笃学, 致远

9



4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

枢轴变换的几何解释

- ◆ 选择**进基变量**, 依据是最小的负检验数, 可认为沿着期望使得目标函数增长量最大的方向移动, 直到到达最优点C
- ◆ 因此, 在点A处, 由于 $\mathbf{c} = [2, 1]^T$ 。因此在从A到B方向上的斜率分量为2, 而从A到E方向上的斜率分量为1。
- ◆ 由此可知, 如果从点A出发到B的方向就是目标函数增长期望值最大的方向, 到达B之后, x_2 不起作用约束
- ◆ 目标函数值的实际增长量还与AB或AE之间的距离有关, 究竟增长量多大, 完成枢轴变换之后才知道

明理, 精工, 笃学, 致远

10



4.7 单纯形法—从小于或等于约束条件开始

枢轴变换的几何解释

- ◆ 所谓离基变量, 就是在枢轴变换过程中, 从正数变为0的变量, 实际上也就是确定哪个约束从不起作用约束变成了起作用约束
- ◆ 如果变量是问题中的原有变量, 那么这就意味若该变量恰好到达边界; 如果是松弛变量, 那么其所在的不等式约束变为起作用约束
- ◆ 算法中的step 3 确定的是, 与当前极点到下一个极点之间的直线相交的最近的约束方程
- ◆ 总而言之, 进基操作(Step 2) 确定的是x空间中的移动方向, 而离基操作(Step 3)确定的是沿着可行域多面体边界的移动步长

明理, 精工, 笃学, 致远

11



4.10 线性规划中的对偶

- ◆ 每一个线性规划问题都对应着一个对偶的线性规划, 而该问题本身则称为原问题。对偶问题与原问题具有完全一致的参数。
- ◆ 如果原 (对偶) 问题是极大化问题, 则对偶 (原) 问题是极小化问题
- ◆ 在工程和经济领域中, 对偶现象处处可见。
- ◆ 电路可以基于电动势设计, 也可以基于电动势的对偶变量, 即电流进行设计。
- ◆ 机械结构可以基于应变 (位移) 设计, 也可以基于其对偶参数, 即应力 (拉力) 进行设计
- ◆ 在资源配置问题中, 如果原问题的目标是每单位产量的定价, 则对偶问题就是生产方必须为每单位资源支付的价格

明理, 精工, 笃学, 致远

12

4.10 线性规划中的对偶

所示的 KKT 条件提供了原问题和对偶问题之间的对应关系:

原问题	对偶问题
maximize $c^T x$	minimize $b^T v$
subject to $Ax \leq b$	subject to $A^T v \geq c$
$x \geq 0$	$v \geq 0$

(4.25)

KKT 条件
可行性条件 $Ax + y = b, \quad A^T v - u = c$ (4.26)

最优性条件 $c = A^T v - u, \quad b = Ax + y$ (4.27)

互补条件 $u^T x + v^T y = 0$ (4.28)

$x \geq 0, y \geq 0, u \geq 0, v \geq 0$ (4.29)

◆ 原问题和对偶问题的 KKT 条件基本是一致的, 只是原问题的可行性条件恰好是对偶问题的最优性条件, 反之亦然。

◆ 由此可见, 交换了可行性条件和最优性条件, 原问题就成为了对偶问题

明理, 精工, 笃学, 致远

13

4.10 线性规划中的对偶

所示的 KKT 条件提供了原问题和对偶问题之间的对应关系:

原问题	对偶问题
maximize $c^T x$	minimize $b^T v$
subject to $Ax \leq b$	subject to $A^T v \geq c$
$x \geq 0$	$v \geq 0$

(4.25)

KKT 条件
可行性条件 $Ax + y = b, \quad A^T v - u = c$ (4.26)

最优性条件 $c = A^T v - u, \quad b = Ax + y$ (4.27)

互补条件 $u^T x + v^T y = 0$ (4.28)

$x \geq 0, y \geq 0, u \geq 0, v \geq 0$ (4.29)

maximize $c^T x$
subject to $Ax \leq b$
 $x \geq 0$

maximize $2x_1 + x_2$
Subject to
 $2x_1 - x_2 + x_3 = 8$
 $x_1 + 2x_2 + x_4 = 14$
 $-x_1 + x_2 + x_5 = 4$
 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0$

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 8 \\ 14 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$A^T = \begin{bmatrix} 2 & 1 & -1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

明理, 精工, 笃学, 致远

14

4.10 线性规划中的对偶

所示的 KKT 条件提供了原问题和对偶问题之间的对应关系:

原问题	对偶问题
maximize $c^T x$	minimize $b^T v$
subject to $Ax \leq b$	subject to $A^T v \geq c$
$x \geq 0$	$v \geq 0$

(4.25)

KKT 条件
可行性条件 $Ax + y = b, \quad A^T v - u = c$ (4.26)

最优性条件 $c = A^T v - u, \quad b = Ax + y$ (4.27)

互补条件 $u^T x + v^T y = 0$ (4.28)

$x \geq 0, y \geq 0, u \geq 0, v \geq 0$ (4.29)

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 8 \\ 14 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$A^T = \begin{bmatrix} 2 & 1 & -1 \\ -1 & 2 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

minimize $b^T v$
subject to $A^T v \geq c$
 $v \geq 0$

minimize $8v_1 + 14v_2 + 4v_3$
Subject to
 $2v_1 + v_2 - v_3 = 2$
 $-v_1 + 2v_2 + v_3 = 1$
 $v_1, v_2, v_3 \geq 0$

maximize $c^T x$
subject to $Ax \leq b$
 $x \geq 0$

maximize $2x_1 + x_2$
Subject to
 $2x_1 - x_2 + x_3 = 8$
 $x_1 + 2x_2 + x_4 = 14$
 $-x_1 + x_2 + x_5 = 4$
 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0$

明理, 精工, 笃学, 致远

15

4.10 线性规划中的对偶

式 (4.25) 所示的结构属于对称形式的对偶问题, 如果原问题是标准形式, 即 $Ax = b$, 为了能够套用这种对称形式, 需要将约束条件修改为两个不等式, 即 $Ax \leq b$ 和 $-Ax \leq -b$,

原问题	等价问题	对偶问题
maximize $c^T x$	maximize $c^T x$	minimize $b^T u - b^T v$
subject to $Ax = b$	subject to $Ax \leq b$	subject to $A^T u - A^T v \geq c$
$x \geq 0$	$-Ax \leq -b$	$u \geq 0, v \geq 0$
	$x \geq 0$	

在上表中, 将原问题的系数矩阵写为分块矩阵 $\begin{bmatrix} A \\ -A \end{bmatrix}$, 右端项则为 $\begin{bmatrix} b \\ -b \end{bmatrix}$, 则对偶问题的决策变量为 $\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$ 。令 $w = u - v$, 则 w 就是没有正负约束的决策变量, 因此, 上表中的对偶问题可以写为

原问题	对偶问题
maximize $c^T x$	minimize $b^T w$
subject to $Ax = b$	subject to $A^T w \geq c$
$x \geq 0$	

(4.30)

明理, 精工, 笃学, 致远

16

4.10 线性规划中的对偶

线性规划的对偶定理

- ◆如果原问题和对偶问题都有可行解，则都有最优解，原问题目标函数的极大值就等于对偶问题的极小值。
- ◆如果原（对偶）问题有无界解，则对偶（原）问题不存在可行解。

明理，精工，笃学，致远

17

4.10 线性规划中的对偶

线性规划的对偶定理

例 4.3 考虑 4.3 节中的结构设计问题，线性规划原问题的各参数为

$$c = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 4 & 3 \\ 4 & 1 \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 200 \\ 1280 \\ 960 \end{bmatrix}$$

因此，由对称形式的对偶问题结构式 (4.25) 可得对偶问题为

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && f_d = 200v_1 + 1280v_2 + 960v_3 \\ &\text{subject to} && 4v_2 + 4v_3 \geq 1 \\ &&& v_1 + 3v_2 + v_3 \geq 1 \\ &&& v \geq 0 \end{aligned}$$

原问题有 2 个决策变量和 3 个约束条件，因此对偶问题有 2 个约束条件和 3 个决策变量。对偶问题的最优解为 $v = [0.25, 0.25, 0]^T$ ，实际上这就是原问题中各约束条件对应的拉格朗日乘子。对偶问题目标函数的最优值也是 370，最优解之外的任意可行 v 所对应的目标函数值都大于 370。比如， $v = [1, 1, 1]^T$ 对应的目标函数值为 $f_d = 2440$ 。对于原问题，可行域内最优解之外的任一点对应的目标函数值都小于 370。由此可以看出，当原问题和对偶问题都达到了最优解时，对偶间隙为零。原问题的拉格朗日乘子 v_i 的意义已经在 4.3 节中讨论过了。

原问题	对偶问题
maximize $c^T x$	minimize $b^T v$
subject to $Ax \leq b$	subject to $A^T v \geq c$
$x \geq 0$	$v \geq 0$

明理，精工，笃学，致远

18

4.11 对偶单纯形法

- ◆对于某些线性规划问题，无法第一眼看出现原问题的基本可行解，但能够直接找出对偶问题的可行解（满足原问题的最优性条件）

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && 2x_1 + x_2 \\ &\text{subject to} && 2x_1 + 5x_2 \geq 20 \quad [1] \\ &&& x_1 + x_2 \geq 6 \quad [2] \\ &&& 3x_1 + x_2 \geq 9 \quad [3] \\ &&& x_1 \geq 0, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

- ◆对于该问题，采用对偶单纯形法，基本思路是在保持对偶问题可行性的基础上，使得原问题的解逐渐从不可行到可行
- ◆与常规单纯形法不同的是，对偶单纯形法能够在迭代过程中始终保持“最优性”，即检验数始终保持非负；但是，迭代过程得到的解不可行（某些基变量 $x_i < 0$ ）。因此，一旦得到了可行解，就意味着得到了最优解，迭代结束

明理，精工，笃学，致远

19

4.11 对偶单纯形法

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && 2x_1 + x_2 \\ &\text{subject to} && 2x_1 + 5x_2 \geq 20 \quad [1] \\ &&& x_1 + x_2 \geq 6 \quad [2] \\ &&& 3x_1 + x_2 \geq 9 \quad [3] \\ &&& x_1 \geq 0, x_2 \geq 0 \end{aligned}$$

- ◆首先，引入剩余变量，构造标准形式，列出初始单纯形表
- ◆将剩余变量对应的约束方程两端同时乘以 -1，就可以避免引入人工变量

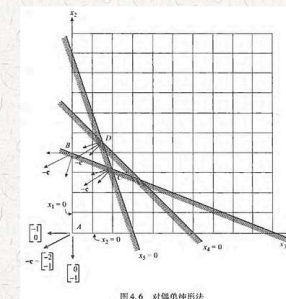


图 4.6 对偶单纯形法

明理，精工，笃学，致远

20

4.11 对偶单纯形法

第一步：初始化

minimize $2x_1 + x_2$
 subject to $2x_1 + 5x_2 \geq 20$ [1]
 $x_1 + x_2 \geq 6$ [2]
 $3x_1 + x_2 \geq 9$ [3]
 $x_1 \geq 0, x_2 \geq 0$

初始单纯形表 (对应点 A)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	2	1	0	0	0	0
x_1	-2	[-5]	1	0	0	-20
x_2	-1	-1	0	1	0	-6
x_3	-3	-1	0	0	1	-9

◆ 首行元素全部为正数，说明原问题的最优性条件或对偶问题的可行性条件是能够保证，如图4.6所示

◆ 但是，对应的基本解对于原问题而言不可行，因为 x_3 、 x_4 、 x_5 都是负值

明理，精工，笃学，致远

21

4.11 对偶单纯形法

第二步：确定离基变量

初始单纯形表 (对应点 A)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	2	1	0	0	0	0
x_1	-2	[-5]	1	0	0	-20
x_2	-1	-1	0	1	0	-6
x_3	-3	-1	0	0	1	-9

◆ 在当前的基变量中，选择最小的负值变量 b_i 作为离基变量，行下标为 i 。如果找不到负值变量，说明这就是最优解。对于上表，最小的负值基变量为-20，故枢轴行对应的变量为 x_3

◆ 针对离基变量对应的负系数 a_{ij} ，选择正数 c_j ，开展比值计算 $c_j/(-a_{ij})$ ，最小比值对应的列/就是枢轴列。如果无法得到这样的枢轴列，则对偶问题是无界的。上表中，比值运算结果为 $\{2/(-(-2)), 1/(-(-5))\}$ ，故对应的枢轴列为第2列，即 x_2 对应的列。 x_2 为进基变量。表中用方括号标出的变量即为枢轴变量。

明理，精工，笃学，致远

22

4.11 对偶单纯形法

第三步：确定进基变量，完成进基变换

初始单纯形表 (对应点 A)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	2	1	0	0	0	0
x_1	-2	[-5]	1	0	0	-20
x_2	-1	-1	0	1	0	-6
x_3	-3	-1	0	0	1	-9

围绕这一枢轴变量开展初等行变换，使其变换为1，枢轴列的其他元素均为0，得到如下所示的单纯形表（对应图4.6的点B）：

第2个单纯形表 (对应点 B)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	1.6	0	0.2	0	0	-4
x_2	0.4	1	-0.2	0	0	4
x_4	-0.6	0	-0.2	1	0	-2
x_5	[-2.6]	0	-0.2	0	1	-5

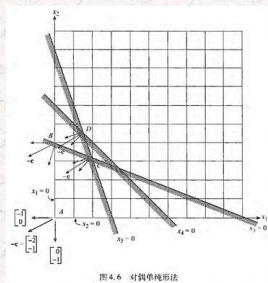


图 4.6 对偶单纯形法

明理，精工，笃学，致远

23

4.11 对偶单纯形法

第2个单纯形表 (对应点 B)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	1.6	0	0.2	0	0	-4
x_2	0.4	1	-0.2	0	0	4
x_4	-0.6	0	-0.2	1	0	-2
x_5	[-2.6]	0	-0.2	0	1	-5

以此类推，继续开展离基进基操作，可得枢轴行为第3行，对应变量 x_4 离基；枢轴列为第1列；进行初等行变换后，得到第3个单纯形表（对应图4.6中的点C）：

第3个单纯形表 (对应点 C)						
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	0	0	0.077	0	0.615	-7.077
x_2	0	1	-0.231	0	0.154	3.231
x_4	0	0	[-0.154]	1	-0.231	-0.846
x_5	1	0	0.077	0	-0.385	1.923

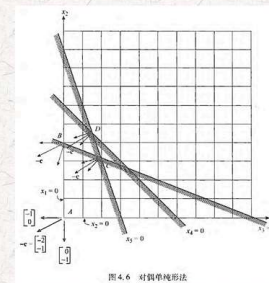


图 4.6 对偶单纯形法

明理，精工，笃学，致远

24

4.11 对偶单纯形法

第3个单纯形表 (对应点C)

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	0	0	0.077	0	0.615	-7.077
x_2	0	1	-0.231	0	0.154	3.231
x_4	0	0	[-0.154]	1	-0.231	-0.846
x_1	1	0	0.077	0	-0.385	1.923

继续开展类似操作, 可得第4个单纯形表, 对应着图4.6中的点D:

第4个单纯形表 (对应点D)

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	右端项
f	0	0	0	0.5	0.5	-7.5
x_2	0	1	0	-1.5	0.5	4.5
x_3	0	0	1	-6.5	1.5	5.5
x_1	1	0	0	0.5	-0.5	1.5

可以看出, 在上表中, 原问题的最优性和可行性同时得到了满足。这说明得到了最优解为 $x_1 = 1.5$, $x_2 = 4.5$, 对应的最优值为 7.5 (极小化问题, 对 -7.5 取反后得到)。

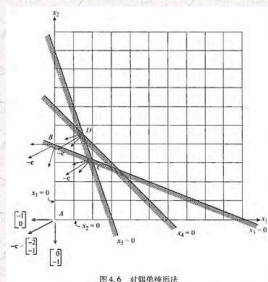


图4.6 对偶单纯形法

明理, 精工, 笃学, 致远

25

4.11 对偶单纯形法

总结

- 介绍了常规单纯形法和其对偶单纯形法。
- 对偶单纯形法与常规单纯形法的步骤基本一致, 只是前者先确定的是离基变量, 再确定进基变量。当线性规划的所有约束都是大于等于约束时, 这种方法就特别适用。
- 如果已经利用单纯形法得到了最优的单纯形表, 此时又加入了一个大于等于约束, 也特别适合于采用对偶单纯形法进行求解。

明理, 精工, 笃学, 致远

26

本节结束, 谢谢

Thank you for listening

课程名称: 最优化方法

明理, 精工, 笃学, 致远