

第2章 线性规划

2.3 单纯形算法

单纯形算法

- 单纯形法 (simplex method) 是G. B. Dantzig于1947年提出
- 基本思想：在基本可行解中搜寻最优解
- 涉及到的问题
 - 如何得到一个基本可行解（两阶段法）
 - 如何判别是否是最优解，以及如何迭代（从一个基本可行解得到另一个基本可行解）

单纯形算法

- 理论方法
- 算法步骤
- 单纯形表
- 算例

典式

$$\min c^T x$$

观察标准型的 LP s.t. $\begin{cases} Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases}$ 。

假设 $B = (A_{B(1)}, A_{B(2)}, \dots, A_{B(m)})$ 是一个约束矩阵 A 的一个基 (满秩矩阵)。不失一般性, 可假设 B 正好由 A 的前 m 个列向量组成, 即 $B(i) = i, \forall i$ 。

将向量 x 按照 B 分块为 $\begin{pmatrix} x_B \\ x_N \end{pmatrix}$ 。在等式约束 $Ax = b$ 两端左乘 B^{-1} , 则等式约束变为: $x_B + B^{-1}Nx_N = B^{-1}b$ (典式), 即 $x_B = B^{-1}b - B^{-1}Nx_N$ 。

基本可行解

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} \bar{b} = B^{-1}b \\ 0 \end{pmatrix}$$

检验数向量 ζ

- 于是，目标函数可写为

$$\begin{aligned}c^T x &= c_B^T x_B + c_N^T x_N = c_B^T (B^{-1}b - B^{-1}Nx_N) + c_N^T x_N \\&= c_B^T B^{-1}b - (c_B^T B^{-1}N - c_N^T)x_N.\end{aligned}$$

- 记 $\zeta_N^T = c_B^T B^{-1}N - c_N^T$ ，令 $\zeta_B^T = 0$ ，即

$$\zeta^T = \begin{pmatrix} \zeta_B^T & \zeta_N^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & c_B^T B^{-1}N - c_N^T \end{pmatrix},$$

称为**检验数向量**。

- 于是，目标函数可进一步写为

$$c^T x = c_B^T B^{-1}b - (c_B^T B^{-1}N - c_N^T)x_N = c_B^T B^{-1}b - \zeta^T x.$$

LP相对于基 B 的等价形式

$$\min z = c^T x$$

● 于是原规划 s.t. $\begin{cases} Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases}$ 等价于 $\min z = c_B^T B^{-1} b - \zeta^T x$ s.t. $\begin{cases} x_B + B^{-1} N x_N = B^{-1} b \\ x \geq 0 \end{cases}$, 这是

在单纯形算法中使用的形式。

● 检验数向量的计算: $\zeta^T = (\zeta_B^T \quad \zeta_N^T) = (0 \quad c_B^T B^{-1} N - c_N^T)$

$$\begin{aligned} &= (c_B^T B^{-1} B - c_B^T \quad c_B^T B^{-1} N - c_N^T) \\ &= (c_B^T B^{-1} B \quad c_B^T B^{-1} N) - (c_B^T \quad c_N^T) \\ &= c_B^T B^{-1} (B \quad N) - c^T \\ &= c_B^T B^{-1} A - c^T. \end{aligned}$$

理论方法

设 \bar{x} 为 LP 的一个 bfs。特别地，取上面推导中的基 B 为 \bar{x} 的基，则有如下定理成立。

定理 2.3.1（最优性准则） 如果检验数向量 $\zeta \leq 0$ ，则基本可行解 \bar{x} 为原问题的最优解。

定理 2.3.2 如果检验数向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$ ，而和 ζ_k 对应的列向量 $\bar{A}_k = B^{-1}A_k \leq 0$ ，则原问题无界。

定理 2.3.3 对于**非退化的**基本可行解 \bar{x} ，若检验数向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$ ，而向量 $B^{-1}A_k$ 至少有一个正分量，则可以找到一个新的基本可行解 \hat{x} 使得 $c^T \hat{x} < c^T \bar{x}$ 。

基本思路

定理 2.3.3 对于非退化的基本可行解 \bar{x} ，若检验数向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$ ，而向量 $B^{-1}A_k$ 至少有一个正分量，则可以找到一个新的基本可行解 \hat{x} 使得 $c^T \hat{x} < c^T \bar{x}$ 。

如果在现有的基和基本可行解基础上，定理2.3.3成立，选择一个基变量变成非基变量，同时选择一个非基变量（满足 $\zeta_k > 0$ ）变成基变量，得到新的可行解，直到定理2.3.1和定理2.3.2中的判定条件出现

单纯形算法 - Simplex

- 1 找一个初始可行基 B 。
- 2 求出典式和检验数向量 ζ 。
- 3 令 $k = \arg \max \{\zeta_j \mid j = 1, 2, \dots, n\}$ 。
- 4 如果 $\zeta_k \leq 0$ 则当前基可行解就是最优解，停止。
- 5 如果 $\bar{A}_k \leq 0$ ，则问题无界，停止。

$$\bar{b} = B^{-1}b$$

6 令 $r = \arg \min \left\{ \frac{\bar{b}_i}{\bar{a}_{ik}} \mid \bar{a}_{ik} > 0, i = 1, 2, \dots, m \right\}$ 。

7 以 A_k 替代 B 中的第 r 列（即， $B(r) \leftarrow k$ ），得到一个新的基 B ，转第 2 步。

(基本的) 单纯形表

假设当前的基 $B = (A_1, A_2, \dots, A_m)$, 则对应的单纯形表为:

	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
x_1	1	...	0	...	0	$\bar{a}_{1,m+1}$...	\bar{a}_{1k}	...	\bar{a}_{1n}	\bar{b}_1
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_r	0	...	1	...	0	$\bar{a}_{r,m+1}$...	\bar{a}_{rk}	...	\bar{a}_{rn}	\bar{b}_r
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_m	0	...	0	...	1	$\bar{a}_{m,m+1}$...	\bar{a}_{mk}	...	\bar{a}_{mn}	\bar{b}_m

完整的单纯形表

把目标函数值 z 看成变量，则 $z = c_B^T B^{-1} b - \zeta^T x$ 等价于 $z + \zeta^T x = c_B^T B^{-1} b$ 。在单纯形表中加上 z 对应的行，同时加上一行描述方程 $z + \zeta^T x = c_B^T B^{-1} b$ ，则得到新的单纯形表：

	z	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
z	1	0	...	0	...	0	ζ_{m+1}	...	ζ_k	...	ζ_n	$c_B^T \bar{b}$
x_1	0	1	...	0	...	0	$\bar{a}_{1,m+1}$...	\bar{a}_{1k}	...	\bar{a}_{1n}	\bar{b}_1
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_r	0	0	...	1	...	0	$\bar{a}_{r,m+1}$...	\bar{a}_{rk}	...	\bar{a}_{rn}	\bar{b}_r
\vdots	\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_m	0	0	...	0	...	1	$\bar{a}_{m,m+1}$...	\bar{a}_{mk}	...	\bar{a}_{mn}	\bar{b}_m

目标函数值

● 给定基 B , $\zeta^T x = \begin{pmatrix} 0 & \zeta_N^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_B^T \\ 0 \end{pmatrix} = 0$,

因此 $z = c_B^T B^{-1} b - \zeta^T x = c_B^T B^{-1} b$ 。即, 单纯形表右上角的 $c_B^T B^{-1} b$ 就是当前解 x 的目标函数值。

实际使用的单纯形表

- 在对单纯形表进行行初等变换时，变量 z 所对应的列各元素不会改变，因此可将表格中变量 z 的行去掉，得到新的单纯形表：

	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
	0	...	0	...	0	ζ_{m+1}	...	ζ_k	...	ζ_n	$c_B^T \bar{b}$
x_1	1	...	0	...	0	$\bar{a}_{1,m+1}$...	\bar{a}_{1k}	...	\bar{a}_{1n}	\bar{b}_1
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_r	0	...	1	...	0	$\bar{a}_{r,m+1}$...	\bar{a}_{rk}	...	\bar{a}_{rn}	\bar{b}_r
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_m	0	...	0	...	1	$\bar{a}_{m,m+1}$...	\bar{a}_{mk}	...	\bar{a}_{mn}	\bar{b}_m

总结：获得初始单纯形表

(1) 将 LP 转为标准型。

(2) 构造表格：

x_1	x_2	x_3	\cdots	x_n	
$-c^T$					0
A					b

(3) 选取 A 中的若干列为基，用初等行变换将这些列变为单位阵，检验数行一同参与变换。得到初始单纯形表：

	x_1	x_2	x_3	\cdots	x_n	
x_B	$c_B^T B^{-1} A - c^T$					$c_B^T B^{-1} b$
	$B^{-1} A$					$B^{-1} b$

旋转操作 - x_k 进基, x_r 出基

- 通过矩阵行初等变换, 将 \bar{a}_{rk} 变为 1, 将第 k 列其余各元素变为 0。
- 换基时, 对典式进行的行初等变换也适用于第 0 行。这样可以在单纯形表上用统一的格式计算出对应于新基 \hat{B} 的各元素 \hat{a}_{ij} 、检验数 $\hat{\zeta}_j$ 和目标函数值 \hat{z}_0 。

	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
	0	...	0	...	0	ζ_{m+1}	...	ζ_k	...	ζ_n	$c_B^T \bar{b}$
x_1	1	...	0	...	0	$\bar{a}_{1,m+1}$...	\bar{a}_{1k}	...	\bar{a}_{1n}	\bar{b}_1
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_r	0	...	1	...	0	$\bar{a}_{r,m+1}$...	\bar{a}_{rk}	...	\bar{a}_{rn}	\bar{b}_r
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_m	0	...	0	...	1	$\bar{a}_{m,m+1}$...	\bar{a}_{mk}	...	\bar{a}_{mn}	\bar{b}_m

旋转操作之后

	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
	0	...	$\hat{\zeta}_r$...	0	$\hat{\zeta}_{m+1}$...	0	...	$\hat{\zeta}_n$	$c_B^T \hat{b}$
x_1	1	...	\hat{a}_{1r}	...	0	$\hat{a}_{1,m+1}$...	0	...	\hat{a}_{1n}	\hat{b}_1
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_k	0	...	\hat{a}_{kr}	...	0	$\hat{a}_{k,m+1}$...	1	...	\hat{a}_{kn}	\hat{b}_k
\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots		\vdots		\vdots	\vdots
x_m	0	...	\hat{a}_{mr}	...	0	$\hat{a}_{m,m+1}$...	0	...	\hat{a}_{mn}	\hat{b}_m

旋转操作之后单纯形表上各元素的值

(1) 第 r 行元素都除以了 \bar{a}_{rk} : $\hat{a}_{rj} = \frac{\bar{a}_{rj}}{\bar{a}_{rk}}$, $\hat{b}_r = \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}}$ 。

(2) 其余各行受变换的影响 , 各元素的值均发生了变化。

新的第 i ($i \neq r$) 行 = 原第 i 行 + 第 r 行 $\times (-\bar{a}_{ik})$ 。

(2.1) 第 0 行: $\hat{\zeta}_j = \zeta_j + \frac{\bar{a}_{rj}}{\bar{a}_{rk}}(-\zeta_k)$, $c_B^T \hat{b} = c_B^T \bar{b} + \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}}(-\zeta_k)$ 。

(2.2) 除第 0 行和第 r 行外的其余各行 ($i \neq 0, r$):

$$\hat{a}_{ij} = \bar{a}_{ij} + \frac{\bar{a}_{rj}}{\bar{a}_{rk}}(-\bar{a}_{ik}) , \quad \hat{b}_i = \bar{b}_i + \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}}(-\bar{a}_{ik}) 。$$

例2.2.1

$$\min \quad x_1 - x_2$$

$$\text{s.t.} \quad 2x_1 - x_2 - x_3 = -2$$

$$x_1 - 2x_2 + x_4 = 2$$

$$x_1 + x_2 + x_5 = 5$$

$$\forall 1 \leq i \leq 5, x_i \geq 0$$

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	-1	1	0	0	0	0
x_3	2	-1	-1	0	0	-2
x_4	1	-2	0	1	0	2
x_5	1	1	0	0	1	5

得到初始单纯形表

将第 1 行乘以 -1 ，即得到初始的单纯形表。

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	-1	1	0	0	0	0
x_3	-2	1	1	0	0	2
x_4	1	-2	0	1	0	2
x_5	1	1	0	0	1	5

验证

$$c^T = (1 \ -1 \ 0 \ 0 \ 0), \quad B = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} -2 \\ 2 \\ 5 \end{pmatrix}。$$

$$x_B = (x_3 \ x_4 \ x_5)^T = B^{-1}b = (2 \ 2 \ 5)^T, \quad x_N = (x_1 \ x_2)^T = (0 \ 0)^T。$$

$$\text{检验数 } \zeta^T = c_B^T B^{-1}A - c^T = (0 \ 0 \ 0)B^{-1}A - c^T = -c^T。$$

$$\text{目标函数值 } z = c_B^T B^{-1}b = (0 \ 0 \ 0) \begin{pmatrix} 2 \\ 2 \\ 5 \end{pmatrix} = 0。$$

$$B^{-1}A = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -2 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}。$$

迭代1

由于 $\zeta_2 = 1 > 0$ ，所以该基可行解不是最优解，同时系数矩阵该列有大于 0 的元素，所以取 x_2 为入基变量。

计算 $r = \operatorname{argmin}\{2/1, 5/1\} = 1$ ，所以取第 1 个约束对应的基变量 x_3 为出基变量。

在上表中把 x_2 对应的列变成单位向量，系数矩阵第 1 行对应的元素为 1，则可以得到新的基可行解的单纯形表：

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	1	0	-1	0	0	-2
x_2	-2	1	1	0	0	2
x_4	-3	0	2	1	0	6
x_5	3	0	-1	0	1	3

迭代2

由于 $\zeta_1 = 1 > 0$ ，所以该基可行解不是最优解，同时系数矩阵第 $k=1$ 列有大于0的元素，所以取 x_1 为进基变量。

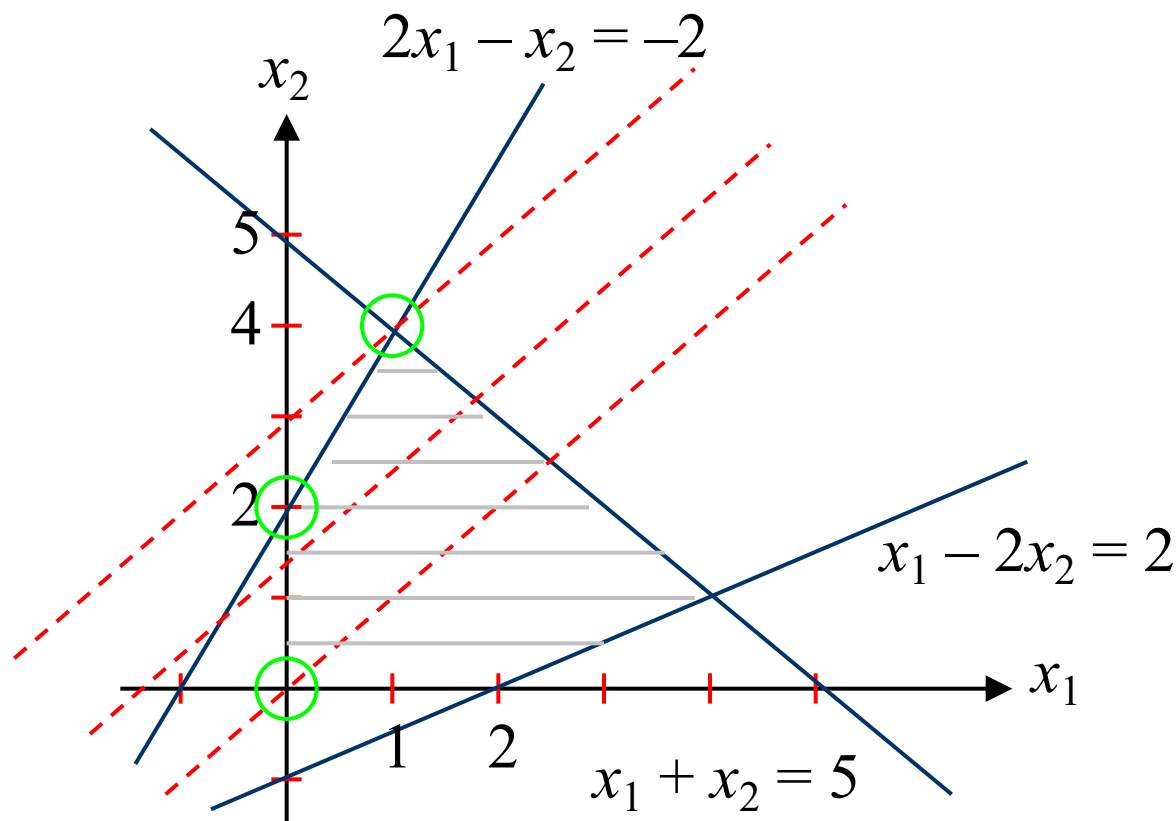
计算 $r = \operatorname{argmin}\{3/3\} = 3$ ，所以取第3个约束对应的基变量 x_5 为出基变量。

在上表中把系数矩阵第3行第1列对应的元素为1， x_1 对应的第1列变成单位向量，则得到新的单纯形表：

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	0	0	$-2/3$	0	$-1/3$	-3
x_2	0	1	$1/3$	0	$2/3$	4
x_4	0	0	1	1	1	9
x_1	1	0	$-1/3$	0	$1/3$	1

结束

由于检验数都小于等于 0，所以该基可行解是最优解，对应的最优解为 $(1, 4, 0, 9, 0)^T$ ，最优值为-3。



例2.3.1

求解问题

$$\begin{array}{ll}\min & z = -x_2 + 2x_3 \\ \text{s.t.} & \begin{cases} x_1 - 2x_2 + x_3 = 2 \\ x_2 - 3x_3 + x_4 = 1 \\ x_2 - x_3 + x_5 = 2 \\ x_j \geq 0; \quad j = 1, 2, \dots, 5 \end{cases}\end{array}$$

初始单纯形表

以 x_1 、 x_4 和 x_5 为基变量就可以得到初始基可行解 $(2, 0, 0, 1, 2)^T$ ，其对应的单纯形表为：

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	0	1	-2	0	0	0
x_1	1	-2	1	0	0	2
x_4	0	1	-3	1	0	1
x_5	0	1	-1	0	1	2

迭代1

由于 $\zeta_2 = 1 > 0$ ，所以该基可行解不是最优解，同时系数矩阵该列有大于 0 的元素，所以取 x_2 为入基变量。

计算 $\theta = \min\{\frac{1}{1}, \frac{2}{1}\} = 1$ ，所以取第 2 个约束对应的基变量 x_4 为出基变量，就可以得到一个新的基可行解。

在上表中把 x_2 对应的列变成单位向量，系数矩阵第 2 行对应的元素为 1，则可以得到该基可行解的单纯形表：

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	0	0	1	-1	0	-1
x_1	1	0	-5	2	0	2
x_2	0	1	-3	1	0	1
x_5	0	0	2	-1	1	2

迭代2

由于 $\zeta_3 = 1 > 0$ ，所以该基可行解不是最优解，同时系数矩阵该列有大于 0 的元素，所以取 x_3 为入基变量。

计算 $\theta = 1/2$ ，所以取第 3 个约束对应的基变量 x_5 为出基变量，就可以得到一个新的基可行解。

在上表中把 x_3 对应的列变成单位向量，系数矩阵第 3 行对应的元素为 1，则可以得到该基可行解的单纯形表：

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	0	0	0	-1/2	-1/2	-3/2
x_1	1	0	0	-1/2	5/2	13/2
x_2	0	1	0	-1/2	3/2	5/2
x_5	0	0	1	-1/2	1/2	1/2

结束

由于检验数都小于等于 0，所以该基可行解就是最优解，

对应的最优解为 $\left(\frac{13}{2}, \frac{5}{2}, \frac{1}{2}, 0, 0\right)$ ，最优值为 $-\frac{3}{2}$ 。

注：

1. 单纯形算法在实际应用中非常有效，被广泛采用，但其运行时间在最坏情况下不是多项式的。
2. 现在还有待解决的问题是如何选择初始基，以及出现退化的时候如何处理。

例2.3.2

$$\min \quad z = -x_2 - 2x_3$$

$$\text{s.t.} \quad x_1 \quad -\frac{1}{2}x_4 + \frac{5}{2}x_5 = \frac{13}{2}$$

$$x_2 \quad -\frac{1}{2}x_4 + \frac{3}{2}x_5 = \frac{5}{2}$$

$$x_3 \quad -\frac{1}{2}x_4 + \frac{1}{2}x_5 = \frac{1}{2}$$

$$x_i \geq 0 \quad \forall 1 \leq i \leq 5$$

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	0	1	2	0	0	0
x_1	1	0	0	-1/2	5/2	13/2
x_2	0	1	0	-1/2	3/2	5/2
x_3	0	0	1	-1/2	1/2	1/2

例2.3.2

- 选择约束矩阵 A 的前 3 列为基，使用行初等变换得到初始单纯形表。

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	
	0	0	0	$3/2$	$-5/2$	$-7/2$
x_1	1	0	0	$-1/2$	$5/2$	$13/2$
x_2	0	1	0	$-1/2$	$3/2$	$5/2$
x_3	0	0	1	$-1/2$	$1/2$	$1/2$

- 由于 $\zeta_4 > 0$ ， $\bar{A}_4 \leq 0$ ，因此原 LP 无界。

理论方法

设 \bar{x} 为 LP 的一个 bfs。特别地，取上面推导中的基 B 为 \bar{x} 的基，则有如下定理成立。

定理 2.3.1（最优性准则） 如果检验数向量 $\zeta \leq 0$ ，则基可行解 \bar{x} 为原问题的最优解。

定理 2.3.2 如果检验数向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$ ，而和 ζ_k 对应的列向量 $\bar{A}_k = B^{-1}A_k \leq 0$ ，则原问题无界。

定理 2.3.3 对于非退化的基本可行解 \bar{x} ，若检验数向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$ ，而向量 $B^{-1}A_k$ 至少有一个正分量，则可以找到一个新的基本可行解 \hat{x} 使得 $c^T \hat{x} < c^T \bar{x}$ 。

定理2.3.1 – 判定当前bfs为最优

定理 2.3.1 若检验数向量 $\zeta \leq 0$ ，则对应的 bfs \bar{x} 为最优解。
证明：

- 由 bfs 的定义， $\bar{x} = \begin{pmatrix} \bar{x}_B \\ \bar{x}_N \end{pmatrix}$ 。
- \bar{x} 的目标函数值（使用 LP 相对于满秩矩阵 B 的等价形式）
为 $c^T \bar{x} = c_B^T B^{-1} b - \zeta^T \bar{x} = c_B^T B^{-1} b - \begin{pmatrix} \zeta_B^T & \zeta_N^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \bar{x}_B \\ \bar{x}_N \end{pmatrix} = c_B^T B^{-1} b$ ，因为
 $\zeta_B^T = 0$ ， $\bar{x}_N = 0$ 。
- 而任给一个可行解 x ，其目标函数值为 $c_B^T B^{-1} b - \zeta^T x \geq c_B^T B^{-1} b$ ，
因为 $\zeta^T \leq 0$ ， $x \geq 0$ 。

定理2.3.2 – 判定LP无界

定理 2.3.2 如果向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$ ，而向量 $\bar{A}_k = B^{-1}A_k \leq 0$ ，则原问题无界。

证明：

- 不失一般性，假设基 B 由 A 的前 m 列组成。
- 由于 $\zeta_B^T = 0$ ，故 $m + 1 \leq k \leq n$ 。
- 令 $d = \begin{pmatrix} -\bar{A}_k \\ 0 \end{pmatrix} + e_k$ ，在此 e_k 为第 k 个分量为 1，其余分量都为 0 的 n 维向量。则 $d \geq 0$ 且

$$Ad = (B \quad N) \begin{pmatrix} -B^{-1}A_k \\ 0 \end{pmatrix} + (B \quad N)e_k = -A_k + A_k = 0。$$

证明

- 设 $\theta > 0$ 为任一正数。考察向量 $\bar{x} + \theta d$ 。
- 由于 $A(\bar{x} + \theta d) = A\bar{x} + \theta Ad = b$ 以及 $\bar{x} + \theta d \geq 0$ ，因此 $\bar{x} + \theta d$ 是一个可行解。
- $$\begin{aligned} c^T(\bar{x} + \theta d) &= c^T\bar{x} + \theta \begin{pmatrix} c_B^T & c_N^T \end{pmatrix} \left[\begin{pmatrix} -B^{-1}A_k \\ 0 \end{pmatrix} + e_k \right] \\ &= c^T\bar{x} + \theta(-c_B^T B^{-1}A_k + c_k) \\ &= c^T\bar{x} - \theta\zeta_k \quad (\text{因为 } \zeta = c_B^T B^{-1}A - c^T) \end{aligned}$$
- 因为 $\zeta_k > 0$ ，当 $\theta \rightarrow \infty$ 时， $c^T(\bar{x} + \theta d) \rightarrow -\infty$ 。□

例

- 对于例 2.3.2 的单纯形表，有 $k = 4$,

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} 13/2 \\ 5/2 \\ 1/2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad d = \begin{pmatrix} -\bar{A}_k \\ 0 \end{pmatrix} + e_k = \begin{pmatrix} 1/2 \\ 1/2 \\ 1/2 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/2 \\ 1/2 \\ 1/2 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

- $\bar{x} + \theta d = \begin{pmatrix} 13/2 + \theta/2 \\ 5/2 + \theta/2 \\ 1/2 + \theta/2 \\ \theta \\ 0 \end{pmatrix}.$

例

●
$$c^T(\bar{x} + \theta d) = (0 \quad -1 \quad -2 \quad 0 \quad 0) \begin{pmatrix} 13/2 + \theta/2 \\ 5/2 + \theta/2 \\ 1/2 + \theta/2 \\ \theta \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$= -\frac{5}{2} - \frac{1}{2}\theta - 1 - \theta = -\frac{7}{2} - \frac{3}{2}\theta。$$

定理2.3.3 – 找下一个更好的bfs

定理 2.3.3 对于非退化的基本可行解 \bar{x} , 若向量 ζ 的第 k 个分量 $\zeta_k > 0$, 而向量 \bar{A}_k 至少有一个正分量, 则可以找到一个新的基本可行解 \hat{x} 使得 $c^T \hat{x} < c^T \bar{x}$ 。

证明:

- 只需要将 \hat{x} 找出来。
- 不失一般性, 假设 B 由 A 的前 m 列组成, 而 $m+1 \leq k \leq n$ 。
- 令 $d = \begin{pmatrix} -\bar{A}_k \\ 0 \end{pmatrix} + e_k$ 。 e_k 为第 k 个分量为 1, 其余分量全为 0 的向量。则有: $Ad = (B \quad N) \begin{pmatrix} -B^{-1}A_k \\ 0 \end{pmatrix} + (B \quad N)e_k = -A_k + A_k = 0$ 。

定理2.3.3证明

● 令 $\theta = \min \left\{ \frac{\bar{b}_i}{\bar{a}_{ik}} \mid a_{ik} > 0, 1 \leq i \leq m \right\} = \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}}$ 。由于 $\bar{x} = \begin{pmatrix} \bar{b} \\ 0 \end{pmatrix}$ 是非退化

的, 可知 $\bar{b} > 0$, 因此 $\theta > 0$ 。

● 令 $\hat{x} = \bar{x} + \theta d$ 。则 $A\hat{x} = A\bar{x} + \theta Ad = b$ 。

● 由定义, $\hat{x} = \bar{x} + \theta d = \begin{pmatrix} \bar{b} \\ 0 \end{pmatrix} + \theta \begin{pmatrix} -\bar{A}_k \\ 0 \end{pmatrix} + \theta e_k = \begin{pmatrix} \bar{b} - \theta \bar{A}_k \\ 0 \end{pmatrix} + \theta e_k$ 。

● (1) $\forall 1 \leq i \leq m$, 若 $\bar{a}_{ik} \leq 0$, 则 $\hat{x}_i = \bar{b}_i - \theta \bar{a}_{ik} > 0$ 。

● (2) $\forall 1 \leq i \leq m$, 若 $\bar{a}_{ik} > 0$, 则 $\hat{x}_i = \bar{b}_i - \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}} \bar{a}_{ik} \geq \bar{b}_i - \frac{\bar{b}_i}{\bar{a}_{ik}} \bar{a}_{ik} = 0$ 。且,

$$\hat{x}_r = \bar{b}_r - \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}} \bar{a}_{rk} = 0。$$

	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
	ζ_1	...	0	...	ζ_m	ζ_{m+1}	...	ζ_k	...	ζ_n	z
\bar{x}_1	0	\bar{b}_1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\bar{x}_r	1	\bar{a}_{rk}	\bar{b}_r
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\bar{x}_m	0	\bar{b}_m

	x_1	...	x_r	...	x_m	x_{m+1}	...	x_k	...	x_n	
	ζ_1	...	ζ_r	...	ζ_m	ζ_{m+1}	...	0	...	ζ_n	$z - \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}} \cdot \zeta_k$
\hat{x}_1	0	$\bar{b}_i - \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}} \cdot \bar{a}_{ik}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\hat{x}_k	$\frac{1}{\bar{a}_{rk}}$	1	$\frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}}$
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\hat{x}_m	0	$\bar{b}_m - \frac{\bar{b}_r}{\bar{a}_{rk}} \cdot \bar{a}_{mk}$

定理2.3.3证明

- (3) $\forall m+1 \leq i \leq n, i \neq k, \hat{x}_i = 0$ 。
- (4) $\hat{x}_k = \theta > 0$ 。
- (1), (2), (3), (4) $\Rightarrow \hat{x} \geq 0$ ，因此 \hat{x} 是一个可行解。
- 下面证 \hat{x} 是基本可行解。由定理 2.2.3，只需证 \hat{x} 的正分量所对应的 A 中的列向量线性无关。
- 由上述分析， \hat{x} 的正分量只可能出现在 $\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{r-1}, \hat{x}_k, \hat{x}_{r+1}, \dots, \hat{x}_m$ 中。因此，若能证明列向量 $A_1, \dots, A_{r-1}, A_k, A_{r+1}, \dots, A_m$ 线性无关，则 \hat{x} 为 bfs。
- 反证。假设它们线性相关。由于 A_1, A_2, \dots, A_m 本来是线性无关的(它们是 \bar{x} 的基)，这表明 A_k 可由 $A_1, \dots, A_{r-1}, A_{r+1}, \dots, A_m$ 线性表出。

定理2.3.3证明

- 则存在 $m - 1$ 个数 y_i , $i = 1, \dots, m, i \neq r$, 使得 $A_k = \sum_{1 \leq i \leq m, i \neq r} y_i A_i$ 。
- 又由 $\bar{A}_k = B^{-1} A_k$, 可知 $A_k = B \bar{A}_k = (A_1, \dots, A_m) \begin{pmatrix} \bar{a}_{1k} \\ \vdots \\ \bar{a}_{mk} \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^m \bar{a}_{ik} A_i$ 。
- 上述两式后式减前式, 得: $\bar{a}_{rk} A_r + \sum_{1 \leq i \leq m, i \neq r} (\bar{a}_{ik} - y_i) A_i = 0$ 。由于 $\bar{a}_{rk} \neq 0$, 因此 A_1, \dots, A_m 线性相关, 与它们是 \bar{x} 的基矛盾。
- 由定理 2.3.2 之证明, $c^T \hat{x} = c^T \bar{x} - \theta \zeta_k$ 。由于 $\theta > 0$, $\zeta_k > 0$, 目标函数值 $c^T \hat{x} < c^T \bar{x}$ 。□

例1

- 对于例 2.2.1 的第 1 张单纯形表, $\bar{x} = (0 \ 0 \ 2 \ 2 \ 5)^T$, $k = 2$, $\theta = 2$ 。

- $$d = -\bar{A}_2 + e_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix},$$

$$\hat{x} = \bar{x} + \theta d = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 2 \\ 2 \\ 5 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ -2 \\ 4 \\ -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 0 \\ 6 \\ 3 \end{pmatrix}。$$

例2

- 对于例 2.2.1 的第 2 张单纯形表, $\bar{x} = (0 \ 2 \ 0 \ 6 \ 3)^T$, $k = 2$, $\theta = 2$ 。

- $$d = -\bar{A}_2 + e_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 0 \\ 3 \\ -3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \\ 3 \\ -3 \end{pmatrix},$$

$$\hat{x} = \bar{x} + \theta d = \begin{pmatrix} 0 \\ 2 \\ 0 \\ 6 \\ 3 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \\ 3 \\ -3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 0 \\ 9 \\ 0 \end{pmatrix}。$$

谢谢大家