每个线性规划问题都有一个与之对应的对偶问题。

## 简单考虑如下的生产分配问题

生产Ⅰ、Ⅱ两种产品,要占用A、B、C设备时间,每件产品机时利润如表所示:

	产品I	产品II	每天可用时间
占用A机时	0	5	15
占用B机时	6	2	24
占用C机时	1	1	5
利润	2	1	

如何生产使每天利润最大?

### 我们有下面的对偶问题:

现在, 该生产厂对外承包

候选的承包商,经过调研得知如下信息:

- ① 该厂现有三种设备A、B、C,对应的每日可用时间分别是15小时、24小时和5小时;
- ② 该厂宣布对外承包前,利用这三种设备生产两种 产品I、II:
- ③ 产品I、II投放市场后的利润分别不低于2、1

那么, 候选承包商应该如何投标才最划算?

对比这两个优化问题:

$$\max 2x_1 + x_2 \qquad \min 15y_1 + 24y_2 + 5y_3$$
s.t.  $5x_2 \le 15$  s.t.  $6y_2 + y_3 \ge 2$ 

$$6x_1 + 2x_2 \le 24 \implies 5y_1 + 2y_2 + y_3 \ge 1$$

$$x_1 + x_2 \le 5 \qquad y_1 \ge 0, y_2 \ge 0, y_3 \ge 0$$

$$x_1 \ge 0, x_2 \ge 0$$

该问题的任意一个可行解对应的目标函数值都不 小于原问题的目标函数值,但是两个问题的最优目标函 数值(有限)相同。

### 一般而言:

- 1、每个对偶变量对应原问题的一个约束条件
- 2、原问题是等式约束则对偶变量无不等式约束(非 负约束)
  - 3、原问题是不等式约束则对偶变量有不等式约束
- 4、原问题变量和对偶问题约束条件同样具有如上 规律

任何原问题和对偶问题之间都存在下述相互关系: 弱对偶性:原对偶问题任何可行解的目标值都是另一问题最优目标值的界(推论:原对偶问题目标值相等的一对可行解是各自的最优解)

强对偶性:原对偶问题只要有一个有最优解,另一 个就有最优解,并且最优目标值相等 互为对偶的线性规划问题解之间关系有如下四种:

原对偶	有最优解	问题无界	无可行解
有最优解		×	×
问题无界	×	×	
无可行解	×		

原问题与对偶问题之间存在互补松弛性:

原问题 
$$\max C^T X$$
 对偶问题  $\min \vec{b}^T Y$  s.t.  $AX \le \vec{b}$  s.t.  $A^T Y \ge C$   $Y \ge 0$ 

设 $\hat{X}$  和 $\hat{Y}$  分别是原问题和对偶问题的可行解,则它们分别<mark>是各自问题最优解的充要条件是满足互补松</mark> **池性等式**  $\hat{Y}^T(\vec{b}-A\hat{X})=0, \ \hat{X}^T(A^T\hat{Y}-C)=0$ 

含义:如果原问题某个不等式是松的(不等于0),则其相应的对偶变量必须是紧的(等于0), 反之亦然

一般形式的线性规划互补松弛定理:

$$\begin{aligned} & \max \ C_1^T X_1 + C_2^T X_2 & \min \ Y_1^T \vec{b}_1 + Y_2^T \vec{b}_2 \\ & \text{s.t.} \ A_{11} X_1 + A_{12} X_2 = \vec{b}_1 & \text{s.t.} \ Y_1^T A_{11} + Y_2^T A_{21} \geq C_1^T \\ & A_{21} X_1 + A_{22} X_2 \leq \vec{b}_2 & Y_1^T A_{12} + Y_2^T A_{22} = C_2^T \\ & X_1 \geq 0 & Y_2 \geq 0 \end{aligned}$$

原问题可行解  $\hat{X}_1,\hat{X}_2$  和对偶问题可行解  $\hat{Y}_1,\hat{Y}_2$  都是最优解的充要条件是

$$(Y_1^T A_{11} + Y_2^T A_{21} - C_1^T) \hat{X}_1 = 0, \quad \hat{Y}_2^T (\vec{b}_2 - A_{21} X_1 - A_{22} X_2) = 0$$

经济学中有所谓影子价格的概念:如果增加某些约束条件的数值,原问题的最优目标值应该增加,增加单位约束使得原问题最优值的增加量为该约束条件的影子价格。影子价格可以由对偶线性规划问题清楚地描述:

原问题 
$$\max C^T X$$
 对偶问题  $\min b^T Y$  s.t.  $AX \le \vec{b}$  s.t.  $A^T Y \ge C$   $Y \ge 0$ 

设对偶问题最优解为 $\hat{Y}$  ,<mark>由强对偶性知,原问题的最优目标值为</mark>

 $\vec{b}^T \hat{Y} = \sum_{i=1}^m \hat{y}_i b_i$ 

所以,原问题最优目标值关于  $b_i$ ,  $1 \le i \le m$  的梯度 分别是  $\hat{y}_i$ ,  $1 \le i \le m$  ,说明增加单位  $b_i$  可望增加  $\hat{y}_i$ 的最优目标值,故称其为  $b_i$  的影子价格

#### 对偶单纯形法:

$$\begin{array}{lll} \max & z & \min & Y^T \vec{b} \\ \text{s.t.} & P_1 x_1 + P_2 x_2 + \dots + P_n x_n = \vec{b} & \text{s.t.} & Y^T P_j \geq c_j \,, \ \forall 1 \leq j \leq n \\ & c_1 x_1 + c_2 x_2 + \dots + c_n x_n = z \\ & x_j \geq 0, \ \forall 1 \leq j \leq n \end{array}$$

已知  $B = (P_{j(1)}, \dots, P_{j(m)})$  满足 $\sigma_j = c_j - C_B^T B^{-1} P_j \le 0$ ,  $\forall 1 \le j \le n$  令  $Y_B^T = C_B^T B^{-1}$  是对偶问题的可行解,目标值  $\hat{z} = C_B^T B^{-1} \bar{b}$  一次迭代后得到 B'仍满足 $\sigma'_j = c_j - C_B^T B^{-1} P_j \le 0$ ,  $\forall 1 \le j \le n$   $Y_B^T = C_B^T B^{'-1}$  还是对偶问题可行解,目标值  $\hat{z}' = C_B^T B^{'-1} \bar{b}$  非退化时  $\hat{z}' < \hat{z}$  ,可保证收敛到对偶问题的最优解

当线性规划问题中地某个约束条件或价值变量中 含有参数时,原问题称之为参数线性规划,它有如下的 处理方法:

- 1) 固定 λ 的数值解线性规划问题
- 2) 确定保持当前最优基不变的 λ 的区间
- 3) 确定 λ 在上述区间附近的最优基, 回 2)

#### 如以下问题:

例3 max 
$$z = (2 + \lambda)x_1 + (1 + 2\lambda)x_2$$
  
s.t.  $5x_2 + x_3 = 15$   
 $6x_1 + 2x_2 + x_4 = 24$   
 $x_1 + x_2 + x_5 = 5$   $x_i \ge 0, i = 1, 2, \dots, 5$ 

 $\mathbb{H} \lambda = 0$ 

BV	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	RHS
<i>x</i> <sub>3</sub>	0	0	1	1.25	-7.5	7.5
$x_1$	1	0	0	0.25	-0.5	3.5
$x_2$	0	1	0	-0.25	1.5	1.5
	0	0	0	-0.25	-0.5	z - 8.5

带入参数		BV	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	RHS	
		$x_3$	0	0	1	1.25	-7.5	7.5	
		$x_1$	1	0	0	0.25	-0.5	3.5	
		$x_2$	0	1	0	-0.25	1.5	1.5	
行变换			$2 + \lambda$	1+2λ	0	0	0	z	
BV	$x_1$	$x_2$	$x_3$	3 X <sub>4</sub>		<i>x</i> <sub>5</sub>		RHS	
$x_3$	0	0	1	1.25		-7.5		7.5	
$x_1$	1	0	0	0.25		-0.5		3.5	
$x_2$	0	1	0	-0.25		1.5		1.5	
_	0	0	0 (	$0.25(\lambda - 1)$		0.5 - 2.5	λ z−8	8.5 – 6.5	

由上表知最优目标值  $z(\lambda) = 8.5 + 6.5\lambda$ ,  $\forall -0.2 \le \lambda \le 1$ 

对于 $\lambda > 1$ ,从下面的单纯形表可以看出, $x_4$ <mark>的检验数大于0,因此应该让其进基</mark>

BV	$x_1$ $x_2$ $x$		$x_3$	$X_4$	$x_5$	RHS	
$x_3$	0	0	1	1.25	-7.5	7.5	
$x_1$	1	0	0	0.25	-0.5	3.5	
$x_2$	0	1	0	-0.25	1.5	1.5	
	0	0	0	$0.25(\lambda - 1)$	$-0.5-2.5\lambda$	z-8.5-6.52	

比较各行RHS和  $x_4$ 的系数的比值,可以确定<mark>出基</mark> 变量为  $x_4$ 

对于 $\lambda < -0.2$ ,从以下单纯形表可以看出, $x_s$  的检验数大于0,因此应该让其进基

BV	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$X_4$	$x_5$	RHS
<i>x</i> <sub>3</sub>	0	0	1	1.25	-7.5	7.5
$x_1$	1	0	0	0.25	-0.5	3.5
$x_2$	0	1	0	-0.25	1.5	1.5
	0	0	0	$0.25(\lambda - 1)$	$-0.5-2.5\lambda$	z-8.5-6.5

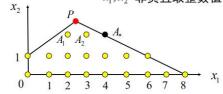
比较各行RHS和 x<sub>5</sub> 的系数的比值,可以确定<mark>出基</mark> 变量为x<sub>2</sub>

在实际问题中,许多变量以及它们的约束条件往往 是离散的,或者说限定在整数域上,这便引入了整数线 性规划的概念。

具体而言,整数线性规划包含纯整数线性规划(所有变量是整数变量)、混合整数线性规划(同时包含整数和非整数变量)、0-1 型整数线性规划(变量等于 0或 1)

去除整数规划的整数约束后的问题称为其松弛问题。一般情况,原问题的解并不一定是其松弛问题的最优解附近的整数解,例如:

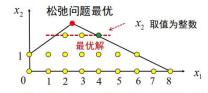
例4: 
$$\max x_1 + 4x_2$$
  
s.t.  $-2x_1 + 3x_2 \le 3$   
 $x_1 + 2x_2 \le 8$   
 $x_1, x_2$  非负且取整数值



P 点是松弛问题最优解,距其最近的整数可行解是  $A_1, A_2$  ,但最优解是  $A_4$ 

通常的解决办法是在松弛问题的基础上出发,不断 地引入整数的约束条件,从而求出整数规划的解。

例: 
$$\max x_1 + 4x_2$$
  
s.t.  $-2x_1 + 3x_2 \le 3$   
 $x_1 + 2x_2 \le 8$   
 $x_1, x_2$  非负且取整数值



可用一个约束割去松弛问题最优解,不改变可行集

现在,问题便转化为找到合适的约束条件(割平面),以实现不改变原问题可行域,将松弛问题的最优解"割去"。

考虑对应的松弛问题

$$\max \sum_{j=1}^{n} c_{j} x_{j}$$
s.t. 
$$\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_{j} = b_{i}, \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$x_{j} \ge 0, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

用 Q, K 分别代表最优的基变量和非基变量下标集 等式约束可写成  $\mathbf{x}_i + \sum_{i} \bar{a}_{ij} \mathbf{x}_j = \bar{b}_i, i \in Q$ 

对应的最优解为  $x_i^* = \overline{b_i}, \forall i \in Q, x_i^* = 0, \forall j \in K$ 

# 如果所有 $\overline{b_i}$ , $i \in Q$ 都是整数,已得原问题最优解

(因为松弛问题的可行集包含原问题的可行集)

否则,取非整数 
$$\bar{b}_k, k \in Q$$
 , 令

$$\overline{a}_{kj} = N_{kj} + \alpha_{kj}, \ \forall j \in K, \ \overline{b}_k = M_k + \beta_k$$

其中  $N_{ki}, M_k$  为整数,  $\alpha_{ki}$  为非负小数,  $\beta_k$  为正 小数, 例如

$$5.2 = 5 + 0.2$$
,  $-5.2 = -6 + 0.8$ 

代入等式约束  $x_k + \sum_i \overline{a}_{ki} x_j = \overline{b}_k$  可得

$$x_k + \sum_{j \in K} N_{kj} x_j - M_k = \beta_k - \sum_{j \in K} \alpha_{kj} x_j$$

考虑差值

$$\Delta_k(X) = \beta_k - \sum_{j \in K} \alpha_{kj} x_j = \left(x_k + \sum_{j \in K} N_{kj} x_j - M_k\right)$$

1) 对于松弛问题的最优解  $X^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)^T$ 

由于 
$$x_j^* = 0, \forall j \in K$$

所以 
$$\Delta_k(X^*) = \beta_k - \sum_{i=k} \alpha_{kj} x_j^* = \beta_k > 0$$

松弛问题的最优解在  $\beta_k - \sum_{i \in K} \alpha_{kj} x_j = 0$  "上方"

2) 对原问题的任意的可行解  $\overline{X}$  (整数解)

由于 
$$\overline{\overline{x}_k} + \sum_{j \in K} N_{kj} \overline{x}_j - M_k = \beta_k - \sum_{j \in K} \alpha_{kj} \overline{x}_j$$
 整数

$$\beta_k$$
 是正小数, $\sum \alpha_{kj} \bar{x}_j \geq 0$ 

$$eta_k$$
 是正小数, $\sum_{j \in K} lpha_{ij} \overline{x}_j \ge 0$  如果  $\sum_{j \in K} lpha_{ij} \overline{x}_j < 1$ ,则成立  $\left| eta_k - \sum_{j \in K} lpha_{ij} \overline{x}_j \right| < 1$ ,又因为

$$\bar{x}_k + \sum N_{kj} \bar{x}_j - M_k$$
 是整数,一定有

$$\Delta_k(\overline{X}) = \beta_k - \sum \alpha_{kj} x_j =$$

$$\begin{split} \bar{x}_k + \sum_{j \in K} N_{kj} \bar{x}_j - M_k & \text{ 是整数, } -\text{定有} \\ \Delta_k(\overline{X}) = \beta_k - \sum_{j \in K} \alpha_{kj} x_j = 0 \\ \text{如果 } \sum_{j \in K} \alpha_{kj} \bar{x}_j \geq 1 \text{ , } -\text{定有} \ \Delta_k(\overline{X}) < 0 \end{split}$$
 的 "下方"

总结前面的讨论可知:

对于差值 
$$\Delta_k(X) = \beta_k - \sum_{i \in K} \alpha_{kj} x_j$$

当前获得的松弛问题最优的基本可行解 X\* 满足

$$\Delta_{\iota}(X^*) > 0$$

原问题的任意的可行解  $\overline{X}$  满足

$$\Delta_{\nu}(\overline{X}) \leq 0$$

说明当前非基变量构成的平面方程  $\beta_k - \sum \alpha_{kj} x_j = 0$ 

将当前最优的基本可行解和原问题的所有可行解分 割在  $\beta_k - \sum_{i=1}^k \alpha_{ij} x_i > 0$  和  $\beta_k - \sum_{i=1}^k \alpha_{ij} x_i \le 0$  两个区域

根据前面的讨论, 若对松弛问题增加不等式约束:

$$eta_k - \sum_{j \in K} lpha_{kj} x_j \le 0$$
 形成新的松弛问题 
$$\max \ \sum_{j=1}^n c_j x_j$$
 s.t.  $\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j = b_i, \ i = 1, 2, \cdots, m$  
$$- \sum_{j \in K} lpha_{kj} x_j \le - eta_k$$
  $x_i > 0, \quad i = 1, 2, \cdots, n$ 

那么当前不满足整数约束的最优解将被切割掉,而 原问题的所有的可行解都仍然包含在新的可行集中。

例: 
$$\max 3x_1 - x_2$$
  
s.t.  $3x_1 - 2x_2 \le 3$   $3x_1 - 2x_2 + x_3 = 3$   
 $5x_1 + 4x_2 \ge 10$   $5x_1 + 4x_2 - x_4 = 10$   
 $2x_1 + x_2 \le 5$   $2x_1 + x_2 + x_5 = 5$   
...  $x_1, x_2$  非负且取整数值  
目标函数增加  
$$\frac{13}{7}, \frac{9}{7}$$
 松弛问题可行集及  
最优解如左图所示  
不满足整数约束

此时等式约束如下:

$$x_1 + \frac{1}{7}x_3 + \frac{2}{7}x_5 = \frac{13}{7}$$

$$x_2 - \frac{2}{7}x_3 + \frac{3}{7}x_5 = \frac{9}{7}$$

$$x_4 - \frac{3}{7}x_3 + \frac{22}{7}x_5 = \frac{31}{7}$$

利用等式约束 
$$x_1 + \frac{1}{7}x_3 + \frac{2}{7}x_5 = \frac{13}{7}$$

构造割平面约束, 因为

新的优化问题为  $\max 3x_1 - x_2$ 

$$\frac{1}{7} = 0 + \frac{1}{7}, \ \frac{2}{7} = 0 + \frac{2}{7}, \ \frac{13}{7} = 1 + \frac{6}{7}$$

所以割平面约束为 
$$-\frac{1}{7}x_3 - \frac{2}{7}x_5 \le -\frac{6}{7}$$

利用  $3x_1 - 2x_2 + x_3 = 3$ ,  $2x_1 + x_2 + x_5 = 5$ 可得原变量表示的割平面约束为 x ≤1

s.t. 
$$3x_1 - 2x_2 \le 3$$
  
 $5x_1 + 4x_2 \ge 1$   
 $2x_1 + x_2 \le 5$   
 $x_1 \le 1$   
目标函数增加  
 $x_1, x_2$  非负  
新的松弛问  
可行集被切  
1) 原最优貌

 $5x_1 + 4x_2 \ge 10$  $2x_1 + x_2 \le 5$  $x_1 \leq 1$ x1,x2 非负且取整数值 新的松弛问题可行集及原 可行集被切割部分见左图

> 1) 原最优解被切割掉 2) 所有整数解被保存

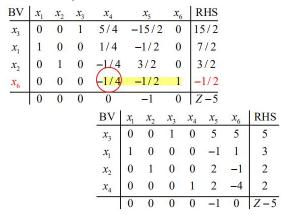
可以观察得到,每次增加一个不等式约束后,可以 用新的不等式约束的松弛变量做新增加的基变量,从而 上一个松弛问题的非基变量都没有改变,因此其检验数 也不改变,每次增加一个不等式约束后,可以在上一个 松弛问题的最后的单纯型表的基础上用对偶单纯型法 求解新的松弛问题。

比如某次松弛问题的优化过程已经得到以下的最 优单纯形表:

利用等式约束 
$$x_1 + \frac{1}{4}x_4 - \frac{1}{2}x_5 = \frac{7}{2}$$
 构造割平面 
$$-\frac{1}{4}x_4 - \frac{1}{2}x_5 \le -\frac{1}{2}$$
 利用  $6x_1 + 2x_2 + x_4 = 24$   $x_1 + x_2 + x_5 = 5$ 

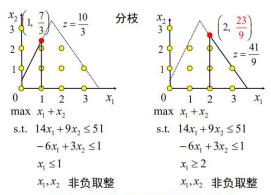
可得原变量表示的割平面约束为  $2x_1+x_2 \le 8$ 

引入变量x。随后的优化过程如下

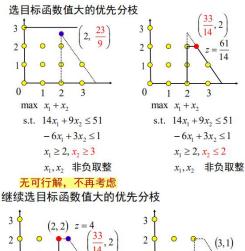


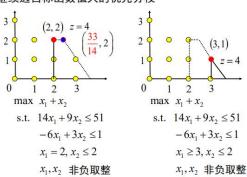
上面的"割平面"方法在实际使用的过程中依然有 很多不便之处,所以我们引入一种新的分枝定界法。

依据松弛问题最优解进行如下的分支:



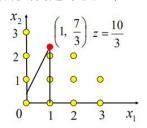
任何可行解都属于某枝问题的可行集





所谓的定界是指,对于上面两张图所示的可行集,已经找到最优解,最优目标函数值等于 4 ,由此确定了该问题最优目标函数的一个下界,如果某个分枝的松弛问题的最优值小于这个界,由于整数最优目标值更小,所以可断定该枝不含最优解,不用再分枝。

回到尚未确定最优解的一枝,如下图所示,由于其松弛问题的最优值小于前面确定的下界 4,因此可断定该枝不含最优解,因此不用再分枝,从而确定了该整数规划问题的最优解



0-1 型整数线性规划在一般的线性规划问题中

有特殊的用途,一般而言,我们用 0-1 变量统一互相排斥的约束条件,比方说下面的问题:

某工序有两种加工方式,一种方法周工时约束为:

$$0.3x_1 + 0.5x_2 \le 150$$

另一种方式周工时约束为:

$$0.2x_1 + 0.4x_2 \le 120$$

规划时可选用两种方式中的任意一种

如何将这两种互相排斥的约束条件统一在一个规划模型中?

定义0-1变量 *y*<sub>1</sub>, *y*<sub>2</sub> 如下:

$$y_1 = \begin{cases} 0 & \text{ 若采用第一种加工方式} \\ 1 & \text{ 若不采用第一种加工方式} \end{cases}$$
 
$$y_2 = \begin{cases} 0 & \text{ 若采用第二种加工方式} \\ 1 & \text{ 若不采用第二种加工方式} \end{cases}$$

统一的约束条件为:

$$0.3x_1 + 0.5x_2 \le 150 + M_1y_1$$
  

$$0.2x_1 + 0.4x_2 \le 120 + M_2y_2$$
  

$$y_1 + y_2 = 1$$

其中  $M_1, M_2$  为充分大的正数(使约束不起作用)