# 第五章 组合优化问题的原始一对偶算法-2

### 5.2 最短路问题的原始一对偶算法

#### 一、最短路问题的一个线性规划模型描述

最短路问题(shortest path problem)是网络优化中一个基本问题,许多问题可化为最短路问题,或用最短路的算法作为子程序求解。

例如:通信网络的路由问题;

最大期望容量问题:

背包问题等。

可以说,最短路问题的用途远远超出了其直观意义。

定义:给定一个有向图 G=(V,E)和每一条弧  $e_j\in E$  上的一个非负权  $c_{ij}\geq 0$ 。最短路问题(SP),就是求从一个特殊的起始点 s 到另一个特殊的终点 t 的一条有向路,使得路上的总权和最小。

作为优化问题,它的可行集为:

$$F = \{ \text{ 序列 } P = \{ e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{ik} \} : P \text{ 为中从 s 到 t 的有向路} \}$$

其费用函数为: 
$$c(P) = \sum_{i=1}^{k} c_{ji}$$
 。

最短路问题可以描述为一个线性规划如下:

定义图 G 的点—弧关联矩阵  $A=(a_{ij})_{m\times n}$ ,其中:M=|V|为|顶点数,n=|E|为边数,

且

$$i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n$$

对弧 $e_j$ 定义一个变量 $f_j = f(e_j)$ ,表示沿弧 $e_j$ 方向通过的货流。流的守恒:

$$a_i^T f = 0$$
(除 $s,t$ 外的其它点)  
其中 $f$ 是一个向量, $f = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T$   
 $a_i^T$ :  $A$ 的第 $i$ 行

从s到t的一条路可以设想为:一个单位流,从s流向t,这样的流必然满足:

考察最小费用问题:

$$\min c^{T} f$$

$$Af = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} f t$$

$$f \ge 0$$
其中:  $c = (c_{1}, c_{2}, \dots, c_{n})^{T}$ 

$$c_{j} : 第j 条 边 上 的 费用;  $f_{j}$ : 第j 条 边 上 的 流量$$

直观地,存在最优解 $f_i$ \*,使其每一个 $f_i$ \*=0或1。

f\*就表示 G 中一个单位流从 s 沿最短路流到 t。

注 1: rank(A) = m - 1,可以去掉一个多余的方程。去掉任意一个都可以,一般去掉行 t。 注 2: 一个基表示|V| - 1 条弧的集合。

基中有一个子集,对应于具有给定费用的从s到t的一条路。

这|V|-1条弧中不在该路上的弧表示基的退化分量。

思考:为什么f\*可以不限定为 $\{0, 1\}$ ?

#### 二、最短路问题对偶规划

(SP)的对偶:

对于上述(SP),对每一个约束(对应于一个节点)i,指派一个变量  $y_i$ ,由关联矩阵的定义可知,可以得到(SP)的对偶问题:

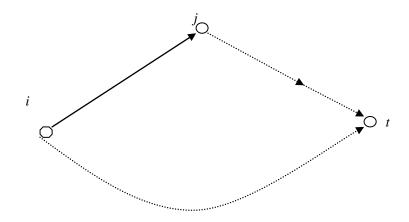
$$\max \quad y_s - y_t$$
s.t.  $y_i - y_j \le c_{ij}$   $(i, j) \in E$ 

或者

$$\max y_s - y_t$$
  
s.t.  $A^T y \le c$  (D)  
 $y$ 无约束

 $y_i$  的意义:  $y_i$  表示从定点i 到终点t 的费用——可行势。

$$(i,j) \in E$$
, 当然有  $y_i - y_j \le c_{ij}$ 。



互补松弛条件的意义:

根据互补松弛条件,f\*ny\*分别为原问题和对偶问题的最优解的充分必要条件:

$$f_{i}^{*}(y_{i}^{*}-y_{i}^{*}-c_{ij})=0, \forall e_{i}=(i,j)\in E.$$

即:

- (2) 对偶问题中每一个严格不等式  $y_i^* y_j^* < c_{ij}, e_j = (i,j) \in E$ , 对应的弧不在最短路上,即  $f_j^* = 0$ 。

## 三、最短路问题原始一对偶算法

由于  $y_t = 0$  总成立,所以(SP)的对偶问题等价于下述规划问题

max 
$$y_s$$
  
s.t.  $y_i - y_j \le c_{ij}$   $(i, j) \in E$   
 $y_i$  无限制,  $i \in V$  (D)  
 $y_t = 0$ 

允许弧集合定义为:

$$J = \{ \mathfrak{M}(i, j) : y_i - y_j = c_{ij} \}$$

对应的限制的原始问题为:

$$\min \xi = \sum_{i=1}^{m-1} x_i^a$$

$$Af + x^a = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$f \ge 0 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

$$f_j = 0 \quad j \notin J$$

$$x_i^a \ge 0$$

$$(RP)$$

限制的原始问题的对偶为:

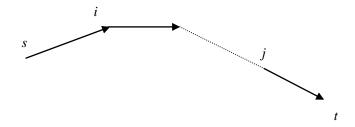
$$\max \omega = y_s$$
 
$$y_i - y_j \le 0, \quad (i, j) \in J$$
 
$$y_i \le 1, \quad$$
 对一切 $i$  
$$y_i$$
 无限制 
$$y_t = 0$$

因为 $y_s \le 1$ ,并且极大化 $y_s$ ,因此(DRP)是很容易求解的。

我们可以试验  $y_s = 1$  的情况:

(1) 如果存在仅利用 J 中的弧自 s 到 t 的路,则由  $y_t = 0$  可以推出  $y_s = 0$ 。

下面是仅利用 J 中的弧自 s 到 t 的路,则由  $y_t = 0$  且  $y_j - y_t \le 0$ ,  $(i,t) \in J$  知  $y_j = 0$ ,一次类推可以得到  $y_s = 0$ 。



从而,得到(DRP)的最有解, $\xi_{\min} = \omega_{\max} = 0$ ,此时J中的弧自s到t的任何一条路都是原问题的最有解,即s到t的最短路。

(2) 如果不存在仅利用 J 中的弧自 s 到 t 的路,那么在不破坏约束  $y_i-y_j \leq 0$  的条件下,将仅利用 J 中的弧自 s 有路可到达的所有节点对应的对偶变量分配值 1 (  $y_s=1$ ),将仅

利用J中的弧自i到达节点t的所有节点对应的对偶变量分配值 $0(y_t=0)$ :

$$\frac{1}{y_i} = \begin{cases} 1, Q \in J \text{ 中的弧} = s \text{ 有路可到达路可到} i \\ 0, Q \in J \text{ 中的弧} = i \text{ 有路可到达路可到} t \\ 1, \qquad \qquad \qquad \text{其它情形} \end{cases}$$

这样得到(DRP)的一个可行解,其目标函数值  $\overline{y_s}=1$ ,从而是最有解(不是唯一最有解)。 然后计算  $\theta_1$ :

$$\theta_{1} = \min_{\substack{(i,j) \notin J \\ y_{i} - y_{j} > 0}} \{c_{ij} - (y_{i} - y_{j})\}$$

修改 y 和 J ,并且重解(DRP),直到存在仅利用 J 中的弧自 s 到 t 的路为止。

所以,最短路问题的原始一对偶算法,是把最短路问题归结为一系列简单的子问题: 自一个给定点出发,求由它可到达的节点集合。