# 匹配与覆盖、流与割

圆眼睛的阿凡提哥哥

2020年12月11日

设二部图  $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ ,其中  $\mathcal{V}=\mathcal{V}_1 \uplus \mathcal{V}_2$ , $\mathcal{E}\subseteq \mathcal{V}_1 \times \mathcal{V}_2$ , $\delta(v)$  为与点 v 相连的边的集合。若  $\mathcal{M}\subseteq \mathcal{E}$  且其中任意两条边没有公共顶点,即不存在长度  $\geq 2$  的路径,则称  $\mathcal{M}$  为匹配 (matching),其可表示为向量  $\mathbf{x}\in\mathbb{Z}_+^{|\mathcal{E}|}$  满足对任意  $v\in\mathcal{V}$  有  $\sum_{e\in\delta(v)}x_e\leq 1$ 。若  $\mathcal{C}\subseteq\mathcal{V}$  使得  $\mathcal{G}$  的每条边都至少有一个顶点属于  $\mathcal{C}$ ,则称  $\mathcal{C}$  为覆盖 (cover),其可表示为向量  $\mathbf{z}\in\mathbb{Z}_+^{|\mathcal{V}|}$  使得对任意  $(u,v)\in\mathcal{E}$  有  $z_u+z_v\geq 1$ 。

设  $\mathbf{A} \in \{0,1\}^{|\mathcal{V}| \times |\mathcal{E}|}$  是二部图  $\mathcal{G}$  对应的关联矩阵,即  $a_{v,e} = 1_{e \in \delta(v)}$ ,则

$$\forall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e \le 1 \Longleftrightarrow \mathbf{A}\mathbf{x} \le \mathbf{e}$$

 $\forall (u, v) \in \mathcal{E}, \ z_u + z_v \ge 1 \Longleftrightarrow \mathbf{A}^{\top} \mathbf{z} \ge \mathbf{e}$ 

#### 1 最大匹配

所有匹配中, 势最大的称为最大匹配, 求解最大匹配可形式化成

$$\max\{e^{\top}x : x \in \mathbb{Z}_{+}^{|\mathcal{E}|}, \ \mathbf{A}x \le e\}$$
 (1)

由于第一个约束的存在,这是一个整数规划,难以直接求解,将可行域放松成连续域可得线性规划

$$\max_{x} \{ e^{\top} x : x \ge 0, \ \mathbf{A} x \le e \}$$
 (2)

注意  $\{x \geq 0, Ax \leq e\} \iff [A; -I]x \leq [e; 0]$ ,由于二部图的关联矩阵必然是全<u>么模矩</u>阵,故 [A; -I]也是全<u>么模矩</u>阵,又 [e; 0] 是整数向量,故凸多面体  $\{x \geq 0, Ax \leq e\}$  的<mark>极点</mark>是整数向量。由于线性规划必然在极点处取最优,因此式 (2) 的最优解就是式 (1) 的最大匹配。

上述将离散整数约束替换为连续实数约束的操作,其实是将可行域由匹配集合扩大成其凸包。

定理 1. 记匹配  $\mathcal{M}$  对应的表示向量为  $x^{(\mathcal{M})}$ ,  $\mathcal{P}(\mathcal{G}) \triangleq \operatorname{conv}\{x^{(\mathcal{M}_1)}, x^{(\mathcal{M}_2)}, \ldots\}$ ,  $\mathcal{Q}(\mathcal{G})$  定义为:

$$\mathcal{Q}(\mathcal{G}) = \{ oldsymbol{x} \mid oldsymbol{x} \geq oldsymbol{0}, \ oldsymbol{A} oldsymbol{x} \leq oldsymbol{e} \} = \left\{ oldsymbol{x} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{V}|} \mid orall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e \leq 1 
ight\}$$

那么  $\mathcal{P}(\mathcal{G}) = \mathcal{Q}(\mathcal{G})$ 。

证明. 正向比较简单,对任意  $x=\sum_{i\in[n]}\alpha^{(\mathcal{M}_i)}x^{(\mathcal{M}_i)}\in\mathcal{P}(\mathcal{G})$ ,易知

$$\sum_{e \in \delta(v)} x_e = \sum_{e \in \delta(v)} \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} x_e^{(\mathcal{M}_i)} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} \underbrace{\sum_{e \in \delta(v)} x_e^{(\mathcal{M}_i)}}_{<1} \le \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} = 1$$

其中不等号是因为对任意匹配,点v相连的边中最多只有一条属于该匹配。

反向较为麻烦,对任意  $x \in Q(\mathcal{G})$ ,设  $\operatorname{supp}(x) = \{e \in \mathcal{E} \mid x_e > 0\}$ 。下面对  $|\operatorname{supp}(x)|$  进行归纳,若  $|\operatorname{supp}(x)| = 0$ ,则 x = 0 就是零匹配;若  $|\operatorname{supp}(x)| = 1$ ,显然 x 可以表示成零匹配和单边匹配的凸组合。若  $|\operatorname{supp}(x)| \geq 2$ ,分两种情况讨论:

•  $\operatorname{supp}(\boldsymbol{x})$  不是匹配,则  $\operatorname{supp}(\boldsymbol{x})$  包含长度  $\geq 2$  的路径,不妨就设为  $v_1 \xrightarrow{e_1} v_2 \xrightarrow{e_2} v_3$ ,由于  $x_{e_1}, x_{e_2} > 0$ ,故  $x_{e_1}, x_{e_2} < 1$ ,否则  $\sum_{e \in \delta(v_2)} x_e = x_{e_1} + x_{e_2} > 1$ 。引入

$$d_e = \begin{cases} 1 & e = e_1 \\ -1 & e = e_2 \\ 0 & \text{o.w.} \end{cases}$$

现考虑  $x + \epsilon d$ , 当  $\epsilon$  增大时,  $x_{e_1} + \epsilon d_{e_1}$  增大,  $x_{e_2} + \epsilon d_{e_2}$  减小, 当  $x_{e_2} + \epsilon d_{e_2}$  变为零时, 记此时的  $\epsilon$  为  $\epsilon_1$ , 定义  $x_1 \triangleq x + \epsilon_1 d$ ; 同理对于  $x - \epsilon d$ , 当  $\epsilon$  增大时,  $x_{e_1} - \epsilon d_{e_1}$  减小,  $x_{e_2} - \epsilon d_{e_2}$  增大, 当  $x_{e_1} - \epsilon d_{e_1}$  变为零时, 记此时的  $\epsilon$  为  $\epsilon_2$ , 定义  $x_2 \triangleq x - \epsilon_2 d$ , 那么

$$\epsilon_2 \epsilon_1 \boldsymbol{d} = \epsilon_2 \boldsymbol{x}_1 - \epsilon_2 \boldsymbol{x} = \epsilon_1 \boldsymbol{x} - \epsilon_1 \boldsymbol{x}_2 \Longrightarrow \boldsymbol{x} = \frac{\epsilon_2}{\epsilon_1 + \epsilon_2} \boldsymbol{x}_1 + \frac{\epsilon_1}{\epsilon_1 + \epsilon_2} \boldsymbol{x}_2 = \operatorname{conv} \{ \boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2 \}$$

注意  $|\text{supp}(x_1)| = |\text{supp}(x_2)| = |\text{supp}(x)| - 1$ ,由归纳假设知  $x_1, x_2 \in \mathcal{P}(\mathcal{G})$ ,于是  $x \in \mathcal{P}(\mathcal{G})$ 。

• supp(x) 是匹配,不妨设  $supp(x) = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_n\}$  且  $x_{e_1} \le x_{e_2} \le x_{e_3} \le \dots \le x_{e_n}$ ,定义

$$\mathcal{M}_i \triangleq \{e_i, e_{i+1}, \dots, e_n\}, \quad \boldsymbol{x}^{(\mathcal{M}_i)} = [\underbrace{0, \dots, 0}_{1:i-1}, \underbrace{1, 1, \dots, 1}_{i:n}, \underbrace{0, \dots, 0}_{n+1:|\mathcal{E}|}], \quad i \in [n]$$

则

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} x_{e_1} \\ x_{e_2} \\ x_{e_3} \\ \vdots \\ x_{e_n} \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{e_1} \\ x_{e_1} \\ x_{e_1} \\ \vdots \\ x_{e_1} \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ x_{e_2} - x_{e_1} \\ x_{e_2} - x_{e_1} \\ \vdots \\ x_{e_2} - x_{e_1} \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ x_{e_3} - x_{e_2} \\ \vdots \\ x_{e_3} - x_{e_2} \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix} + \cdots$$

$$= x_{e_1} \boldsymbol{x}^{(\mathcal{M}_1)} + (x_{e_2} - x_{e_1}) \boldsymbol{x}^{(\mathcal{M}_2)} + (x_{e_3} - x_{e_2}) \boldsymbol{x}^{(\mathcal{M}_3)} + \cdots + (x_{e_n} - x_{e_{n-1}}) \boldsymbol{x}^{(\mathcal{M}_n)} + (1 - x_{e_n}) \boldsymbol{0} \in \mathcal{P}(\mathcal{G})$$

由定义  $\mathcal{P}(\mathcal{G}) = \text{conv}\{x^{(\mathcal{M}_1)}, x^{(\mathcal{M}_2)}, \ldots\}$  知  $\mathcal{P}(\mathcal{G})$  的任意极点都是  $\mathcal{G}$  的匹配,反过来结论也成立。

定理 2. G 的任意匹配都是 P 的极点。

证明. 对任意匹配 M 和非零向量 d,不妨设  $d_e \neq 0$ ,注意  $x_e^{(\mathcal{M})} \in \{0,1\}$ ,因此  $x_e^{(\mathcal{M})} \pm \epsilon d_e$  总有一个不属于 [0,1],即  $x^{(\mathcal{M})} \pm \epsilon d$  总有一个不属于  $\mathcal{P}$ ,故  $x^{(\mathcal{M})}$  是  $\mathcal{P}$  的极点。

### 2 完美匹配

若匹配  $\mathcal{M}^*$  使得在子图  $(\mathcal{V}, \mathcal{M}^*)$  中,所有点都有且仅有一条相连的边,则称为完美匹配 (perfect matching)。完美匹配可表示为向量  $\boldsymbol{x} \in \mathbb{Z}_+^{|\mathcal{E}|}$  满足对任意  $v \in \mathcal{V}$  有  $\sum_{e \in \delta(v)} x_e = 1$ ,显然完美匹配是匹配的真子集。

定理 3. 设  $\mathcal{P}^*(\mathcal{G})$  为  $\mathcal{G}$  的所有完美匹配构成的凸包,  $\mathcal{Q}^*(\mathcal{G})$  定义为:

$$\mathcal{Q}^{\star}(\mathcal{G}) = \{oldsymbol{x} \mid oldsymbol{x} \geq oldsymbol{0}, \; oldsymbol{A}oldsymbol{x} = oldsymbol{e}\} = \left\{oldsymbol{x} \in \mathbb{R}_{+}^{|\mathcal{V}|} \mid orall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e = 1
ight\}$$

则  $\mathcal{P}^{\star}(\mathcal{G}) = \mathcal{Q}^{\star}(\mathcal{G})_{\circ}$ 

证明. 一方面,对任意  $x = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^{\star})} x^{(\mathcal{M}_i^{\star})} \in \mathcal{P}^{\star}(\mathcal{G})$ ,易知

$$\sum_{e \in \delta(v)} x_e = \sum_{e \in \delta(v)} \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^{\star})} x_e^{(\mathcal{M}_i^{\star})} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^{\star})} \sum_{e \in \delta(v)} x_e^{(\mathcal{M}_i^{\star})} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^{\star})} = 1 \Longrightarrow \boldsymbol{x} \in \mathcal{Q}^{\star}(\mathcal{G})$$

另一方面,对任意  $x \in \mathcal{Q}^*(\mathcal{G}) \subseteq \mathcal{Q}(\mathcal{G}) = \mathcal{P}(\mathcal{G})$ ,设  $x = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} x^{(\mathcal{M}_i)}$ 。用反证法,若其凸组合表示中存在不完美匹配  $\mathcal{M}_i$ ,设 v 不是  $\mathcal{M}_i$  中边的顶点,则

$$\sum_{e \in \delta(v)} x_e = \sum_{e \in \delta(v)} \sum_{i \in [n] \setminus \{j\}} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} x_e^{(\mathcal{M}_i)} = \sum_{i \in [n] \setminus \{j\}} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} \sum_{e \in \delta(v)} x_e^{(\mathcal{M}_i)} \le \sum_{i \in [n] \setminus \{j\}} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} < 1$$

这和  $Q^*(\mathcal{G})$  的定义矛盾, 故 x 的凸组合表示中不存在不完美匹配, 即  $x \in \mathcal{P}^*(\mathcal{G})$ 。

定理 4. G 的任意完美匹配都是  $\mathcal{P}^*$  的极点。

证明. 完美匹配也是匹配,因此是  $\mathcal{P}$  的极点,故无法由  $\mathcal{P}$  中其它点的凸组合表示,又  $\mathcal{P}^* \subseteq \mathcal{P}$ ,因此 也无法由  $\mathcal{P}^*$  中其它点的凸组合表示,从而也是  $\mathcal{P}^*$  的极点

对于完全二部图  $\mathcal{K}_{n,n}$  有  $|\mathcal{E}| = n^2$ , 对任意  $\mathbf{x} \in \mathcal{Q}^*(\mathcal{K}_{n,n})$  有

$$\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{n^2}_+, \ \forall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e = 1$$

又每个点恰有 n 条相连的边,因此 x 也可以写成一个  $n \times n$  的双随机矩阵 (所有行和、列和均为 1)。另一方面,对于完美匹配 M,每个点有且仅有一条相连的边,其对应的  $x^{(M)}$  可以写成置换矩阵 (每行、每列有且仅有一个 1,其余为零),由定理4知双随机矩阵集合的极点是置换矩阵,这就是 Birkhoff-von Neumann 定理。

## 3 König 定理

前文已述最大匹配问题可放松成线性规划

$$\max_{\boldsymbol{x}} \{ \boldsymbol{e}^{\top} \boldsymbol{x} : \boldsymbol{x} \geq \boldsymbol{0}, \ \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{x} \leq \boldsymbol{e} \}$$

引入 Lagrange 对偶函数  $\mathcal{L}(x,y,z) = e^{\top}x + y^{\top}x - z^{\top}(\mathbf{A}x - e)$ , 易知

$$rac{\partial \mathcal{L}}{\partial x} = e + y - \mathbf{A}^{ op} z = \mathbf{0} \Longrightarrow \mathbf{A}^{ op} z - e = y \geq \mathbf{0}$$

故对偶问题为

$$\min_{\mathbf{z}} \{ \mathbf{e}^{\top} \mathbf{z} : \mathbf{z} \ge \mathbf{0}, \ \mathbf{A}^{\top} \mathbf{z} \ge \mathbf{e} \}$$
 (3)

显然这是将最小点覆盖问题

$$\min_{\mathbf{z}} \{ e^{\mathsf{T}} \mathbf{z} : \mathbf{z} \in \mathbb{Z}_{+}^{|\mathcal{V}|}, \ \mathbf{A}^{\mathsf{T}} \mathbf{z} \ge e \}$$
 (4)

的离散可行域放松成连续域得到的线性规划。同理由  $\{z \geq 0, \mathbf{A}^{\top}z \geq e\} \iff [-\mathbf{A}^{\top}; -\mathbf{I}]z \leq [-e; 0]$  以及  $\mathbf{A}$  是全幺模矩阵知凸多面体  $\{z \mid z \geq 0, \mathbf{A}^{\top}z \geq e\}$  的极点是整数向量。由于线性规划必然在极点处取最优,因此式 (3) 的最优解就是式 (4) 的最小点覆盖。

综上,最大匹配、最小点覆盖这两类整数规划问题,其最优解就是将整数约束放松后导出的线性规划的最优解,且这两类相应的线性规划互为对偶问题。

定理 5 (König). 对于二部图  $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ , 设最大匹配问题的最优值为 max-matching( $\mathcal{G}$ ), 最小点覆盖问题的最优值为 min-vertex-covering( $\mathcal{G}$ ), 则有 max-matching( $\mathcal{G}$ ) = min-vertex-covering( $\mathcal{G}$ )。

证明.  $min-vertex-covering(\mathcal{G}) \geq max-matching(\mathcal{G})$  是显然的,因为对最大匹配中的任意一条边,至少要覆盖其中一个顶点。

下面证明另一个方向,若  $\mathcal{E}=\emptyset$ ,则 max-matching( $\mathcal{G}$ ) = min-vertex-covering( $\mathcal{G}$ ) = 0,故不妨设  $\mathcal{E}$  非空。对  $|\mathcal{V}|$  进行归纳,若  $|\mathcal{V}|=2$ ,易知 max-matching( $\mathcal{G}$ ) = min-vertex-covering( $\mathcal{G}$ ) = 1。若  $|\mathcal{V}|>2$ ,设  $z^*$  是最小点覆盖问题的最优解,由于存在点 v 使得  $z_v^*>0$ ,故根据互补松弛条件可得

$$z_v^{\star}(\mathbf{A}_{v,:}\boldsymbol{x}^{\star}-1)=0 \Longrightarrow 1=\mathbf{A}_{v,:}\boldsymbol{x}^{\star}=\sum_{e\in\delta(v)}x_e^{\star}$$

又原问题的最优解  $x^*$  是最大匹配. 故 v 出现在所有的最大匹配中. 于是

$$\max$$
-matching( $\mathcal{G} \setminus \{v\}$ ) =  $\max$ -matching( $\mathcal{G}$ ) - 1

由归纳假设知 max-matching( $\mathcal{G} \setminus \{v\}$ ) = min-vertex-covering( $\mathcal{G} \setminus \{v\}$ ), 于是

$$\begin{aligned} \min\text{-vertex-covering}(\mathcal{G}) &\leq \min\text{-vertex-covering}(\mathcal{G} \setminus \{v\}) + 1 \\ &= \max\text{-matching}(\mathcal{G} \setminus \{v\}) + 1 \\ &= \max\text{-matching}(\mathcal{G}) \end{aligned}$$

König 定理还可进一步推广,设 b-匹配对应的表示向量满足对任意  $v \in \mathcal{V}$  有  $\sum_{e \in \delta(v)} x_e \leq b_v$ ; c-点 覆盖对应的表示向量满足对任意  $e = (u,v) \in \mathcal{E}$  有  $z_u + z_v \geq c_e$ , 易知有

$$\max_{\boldsymbol{x}}\{\boldsymbol{c}^{\top}\boldsymbol{x}:\boldsymbol{x}\geq\boldsymbol{0},\ \boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{x}\leq\boldsymbol{b}\}=\min_{\boldsymbol{z}}\{\boldsymbol{b}^{\top}\boldsymbol{z}:\boldsymbol{z}\geq\boldsymbol{0},\ \boldsymbol{\Lambda}^{\top}\boldsymbol{z}\geq\boldsymbol{c}\}$$

即最大 c-加权 b-匹配等于最小 b-加权 c-点覆盖。

### 4 流与割

类似于最大匹配和最小点覆盖,最大流和最小割也是一组对偶问题。给定有向流网络  $\mathcal{G}=(\mathcal{V},\mathcal{E})$ 、源点 s、汇点 t,设  $\delta_{\rm in}(v)$  是以点 v 为终点的入边集合、 $\delta_{\rm out}(v)$  是以点 v 为起点的出边集合, $\mathbf{A} \in \{0,\pm 1\}^{|\mathcal{V}|\times|\mathcal{E}|}$  是  $\mathcal{G}$  对应的关联矩阵,即

$$a_{v,e} = \begin{cases} 1 & e \in \delta_{\text{in}}(v) \\ -1 & e \in \delta_{\text{out}}(v) \\ 0 & \text{o.w.} \end{cases}$$

 ${f A}_{\overline{st}}$  为  ${f A}$  去掉 s、t 对应行的子矩阵,注意有向流网络中源点 s 只有出边、汇点 t 只有入边,因此  ${f A}_{\overline{st}}$  其实也是  ${\cal G}$  删除 s、t 及其所有相连边后的有向图的关联矩阵,故  ${f A}_{\overline{st}}$  是全幺模矩阵。

最大流问题可形式化为线性规划:

$$\max_{\boldsymbol{x}}\{\mathbf{A}_t\boldsymbol{x}:\mathbf{0}\leq\boldsymbol{x}\leq\boldsymbol{c},\ \mathbf{A}_{\overline{st}}\boldsymbol{x}=\mathbf{0}\}$$

其中  $\mathbf{A}_t$  是  $\mathbf{A}$  中汇点 t 对应的行, $\mathbf{0} \le x \le c$  约束流的上下界, $\mathbf{A}_{\overline{st}}x = \mathbf{0}$  约束非源点、汇点的流量要守恒。注意

$$\{x\mid 0\leq x\leq c,\ \mathbf{A}_{\overline{st}}x=0\} \Longleftrightarrow [\mathbf{A}_{\overline{st}};-\mathbf{A}_{\overline{st}};\mathbf{I};-\mathbf{I}]x\leq [0;0;c;0]$$

由  $\mathbf{A}_{\overline{st}}$  是全幺模矩阵知  $[\mathbf{A}_{\overline{st}}; -\mathbf{A}_{\overline{st}}; \mathbf{I}; -\mathbf{I}]$  也是全幺模矩阵,若流量上限 c 是整数向量,则可行域  $\{z\mid 0\leq x\leq c,\ \mathbf{A}_{\overline{st}}x=0\}$  的极点也是整数向量,即最大流是整数流。

引入 Lagrange 对偶函数  $\mathcal{L}(x, y, z, w) = \mathbf{A}_t x + y^\top x - z^\top (x - c) - w_{st}^\top \mathbf{A}_{\overline{st}} x$ , 易知

$$rac{\partial \mathcal{L}}{\partial m{x}} = \mathbf{A}_t^ op + m{y} - m{z} - \mathbf{A}_{\overline{st}}^ op m{w}_{\overline{st}} = \mathbf{0} \Longrightarrow \mathbf{A}_{\overline{st}}^ op m{w}_{\overline{st}} + m{z} \geq \mathbf{A}_t^ op$$

故对偶问题为

$$\min_{oldsymbol{w}_{\overline{st}},oldsymbol{z}} \{oldsymbol{c}^ op oldsymbol{z}: oldsymbol{z} \geq oldsymbol{0}, \ oldsymbol{\mathbf{A}}_{\overline{st}}^ op oldsymbol{w}_{\overline{st}} + oldsymbol{z} \geq oldsymbol{\mathbf{A}}_t^ op \}$$

注意

$$\{oldsymbol{z} \mid oldsymbol{z} \geq oldsymbol{0}, \ \mathbf{A}_{\overline{st}}^ op oldsymbol{w}_{\overline{st}} + oldsymbol{z} \geq \mathbf{A}_t^ op \} \Longleftrightarrow [-\mathbf{A}_{\overline{st}}^ op, -\mathbf{I}][oldsymbol{w}_{\overline{st}}; oldsymbol{z}] \leq [-\mathbf{A}_t^ op; oldsymbol{0}]$$

由  $\mathbf{A}_{\overline{st}}$  是全幺模矩阵知  $[-\mathbf{A}_{\overline{st}}^{\top}, -\mathbf{I}; \mathbf{0}, -\mathbf{I}]$  也是全幺模矩阵,故对偶问题的最优解  $\mathbf{w}_{\overline{st}}^{\star}, \mathbf{z}^{\star}$  也是整数向量。

 $\boldsymbol{w}_{st}^{\star}$  的维度为  $|\mathcal{V}|-2$ ,与  $\mathbf{A}_{st}$  的行对应,现添加  $w_{s}^{\star}=0$ 、 $w_{t}^{\star}=-1$  将其扩充为  $\boldsymbol{w}^{\star}$ ,与  $\mathbf{A}$  的行对应, 于是  $\mathbf{A}^{\top}\boldsymbol{w}^{\star}+\boldsymbol{z}^{\star}=\mathbf{A}_{st}^{\top}\boldsymbol{w}_{st}^{\star}-\mathbf{A}_{t}^{\top}+\boldsymbol{z}^{\star}\geq\mathbf{0}$ 。由于  $\boldsymbol{c}$  非负,故  $\boldsymbol{z}^{\star}$  应尽量的小,从而  $\boldsymbol{z}^{\star}=\max\{\mathbf{0},-\mathbf{A}^{\top}\boldsymbol{w}^{\star}\}$ ,即对  $\boldsymbol{e}=(u,v)\in\mathcal{E}$  有  $\boldsymbol{z}_{e}^{\star}=\max\{0,w_{u}^{\star}-w_{v}^{\star}\}$ 。

定义  $\mathcal{S} = \{v \in \mathcal{V} \mid w_v^{\star} \geq 0\}$ ,  $\overline{\mathcal{S}} = \mathcal{V} \setminus \mathcal{S}$ ,  $\delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}} \triangleq \{(u,v) \in \mathcal{E} \mid u \in \mathcal{S}, v \in \overline{\mathcal{S}}\}$  为所有起点属于  $\mathcal{S}$ 、终点属于  $\overline{\mathcal{S}}$  的边的集合。显然  $s \in \mathcal{S}$ 、 $t \in \overline{\mathcal{S}}$ , 在将所有  $\delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}}$  中的边删除后,s、t 不再连通,因此  $\delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}}$  称为割 (cut)。

由于  $w_v^*$  都是整数, 因此对任意  $e=(u,v)\in\delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}}$  有  $z_e^*\geq w_u^*-w_v^*\geq 1$ , 因此

$$\boldsymbol{c}^{\top}\boldsymbol{z}^{\star} \geq \sum_{e \in \delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}}} c_e z_e^{\star} \geq \sum_{e \in \delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}}} c_e \geq \sum_{e \in \delta_{\mathcal{S},\overline{\mathcal{S}}}} x_e^{\star} \geq \sum_{e \in \delta_{\text{in}}(t)} x_e^{\star} = \mathbf{A}_t \boldsymbol{x}^{\star} \geq \boldsymbol{c}^{\top} \boldsymbol{z}^{\star}$$

其中第一个不等号是因为  $z_e^* \ge 0$ ; 第二个不等号是因为对任意  $e \in \delta_{S,\overline{S}}$  有  $z_e^* \ge 1$ ; 第三个不等号是因为  $c_e$  是边 e 的流量上限; 第四个不等号是因为从 S 到  $\overline{S}$  的流量未必会全部进入汇点,可能会有一部分通过从  $\overline{S}$  到 S 的边再折回 S; 第五个不等号是因为弱对偶性。

综上所有的不等号都取等号,由此可以得到一些有趣的结论:

- 根据第一个不等号取等号,对任意  $e \notin \delta_{S,\overline{S}}$  有  $z_e^* = 0$ ,即对任意 S 内部的边 e、 $\overline{S}$  内部的边 e、 $\overline{S}$  内部的边 e、 $\overline{S}$  内部的边 e0;
- 根据第二个不等号取等号,对任意  $e = (u, v) \in \delta_{S, \overline{S}}$  有  $z_e^* = 1$ ,故只可能是  $w_u^* = 0$ 、 $w_v^* = -1$ ,于是对任意 S 内部的边 e = (p, u),必然有  $w_p^* = 0$ ,否则  $z_e^* \ge w_p^* w_u^* > 0$ ,与前一个结论矛盾,依此类推,对所有 S 中的点 u 都有  $w_u^* = 0$ 。同理,对所有  $\overline{S}$  中的点 v 都有  $w_v^* = -1$ ;
- 根据第三个不等号取等号,当流量达到最大时, $\delta_{S,\overline{S}}$  中的每条边上的流量都达到上限,这个也可由互补松弛条件  $z_e(x_e-c_e)=0$  得到:  $z_e^*=1>0\Longrightarrow x_e^*=c_e$ ;
- 根据第四个不等号取等号,从 S 到  $\overline{S}$  的流量全部进入 t,不存在折回 S 的情况,即  $\delta_{\overline{S},S}$  中的每条边上的流量都是零,这个也可由互补松弛条件  $y_e x_e = 0$  得到:注意此时  $z_e^* = 0 > -1 = w_u^* w_v^*$ ,故  $y_e^* = z_e^* (w_u^* w_v^*) > 0$ ,从而  $x_e^* = 0$ 。