

# 图上的匹配、覆盖、流、割

张腾

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。

若边集  $\mathcal{M}$  中任意两条边没有公共顶点, 则称  $\mathcal{M}$  为**匹配** (matching)。现对任意边  $e$  赋予一个**非负整数**  $x_e$ , 则匹配满足对任意点  $v$  有  $\sum_{e \in \delta(v)} x_e \leq 1$ 。

若点集  $\mathcal{C}$  使得每条边都至少有一个顶点属于  $\mathcal{C}$ , 则称  $\mathcal{C}$  为**覆盖** (cover)。现对任意点  $v$  赋予一个**非负整数**  $z_v$ , 则覆盖满足对任意边  $(u, v)$  有  $z_u + z_v \geq 1$ 。

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

$$\begin{aligned} \forall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e \leq 1 &\iff \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1} \\ \forall (u, v) \in \mathcal{E}, z_u + z_v \geq 1 &\iff \mathbf{A}^\top \mathbf{z} \geq \mathbf{1} \end{aligned}$$

## 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

$$\max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{1}^\top \mathbf{x} : \mathbf{x} \in \mathbb{Z}_+^{|\mathcal{E}|}, \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1} \} \quad (1)$$

由于  $\mathbf{x}$  是整数向量, 这是一个整数规划, 难以直接求解, 将离散集合  $\mathbb{Z}_+^{|\mathcal{E}|}$  放松成连续集合  $\mathbb{R}_+^{|\mathcal{E}|}$ , 可得线性规划

$$\max_{\mathbf{x}} \{ \mathbf{1}^\top \mathbf{x} : \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1} \} \quad (2)$$

注意  $\{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1}\} \iff [\mathbf{A}; -\mathbf{I}]\mathbf{x} \leq [\mathbf{1}; \mathbf{0}]$ , 由于二部图的关联矩阵必然是**全幺模矩阵**, 故  $[\mathbf{A}; -\mathbf{I}]$  也是全幺模矩阵, 又  $[\mathbf{1}; \mathbf{0}]$  是整数向量, 故凸多面体  $\{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1}\}$  的**极点**是整数向量。由于线性规划必然在极点处取最优, 因此线性规划 (2) 的最优解就是整数规划 (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  $\mathcal{M}$  对应的向量为  $\mathbf{x}^{(\mathcal{M})}$ ,  $\mathcal{P}(\mathcal{G}) \triangleq \text{conv}\{\mathbf{x}^{(\mathcal{M}_1)}, \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_2)}, \dots\}$ ,  $\mathcal{Q}(\mathcal{G})$  定义为:

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

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

证明. 正向比较简单, 对任意  $\mathbf{x} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_i)} \in \mathcal{P}(\mathcal{G})$ , 非负性是显然的, 又

$$\forall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e = \sum_{e \in \delta(v)} \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} x_e^{(\mathcal{M}_i)} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} \overbrace{\sum_{e \in \delta(v)} x_e^{(\mathcal{M}_i)}}^{\leq 1} \leq \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i)} = 1$$

因此  $\mathbf{x} \in \mathcal{Q}(\mathcal{G})$ .

反向较为麻烦, 对任意  $\mathbf{x} \in \mathcal{Q}(\mathcal{G})$ , 记  $\text{supp}(\mathbf{x}) = \{e \in \mathcal{E} \mid x_e > 0\}$ . 下面对  $|\text{supp}(\mathbf{x})|$  进行归纳, 若  $|\text{supp}(\mathbf{x})| = 0$ , 则  $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ , 对应零匹配; 若  $|\text{supp}(\mathbf{x})| = 1$ , 即存在唯一的边  $e$  使得  $0 < x_e \leq 1$ , 其余分量均为零, 显然这样的  $\mathbf{x}$  可以表示成零匹配和单边匹配的凸组合. 若  $|\text{supp}(\mathbf{x})| \geq 2$ , 分两种情况讨论:

- $\text{supp}(\mathbf{x})$  不是匹配, 则  $\text{supp}(\mathbf{x})$  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  $\sum_{e \in \delta(v_2)} x_e = x_{e_1} + x_{e_2} > 1$ . 记  $\mathbf{x} = [x_{e_1}; x_{e_2}; \tilde{\mathbf{x}}]$ ,  $\mathbf{d} = [1; -1; \mathbf{0}]$ , 易知

$$\mathbf{x} - x_{e_1} \mathbf{d} = \begin{bmatrix} x_{e_1} \\ x_{e_2} \\ \tilde{\mathbf{x}} \end{bmatrix} - x_{e_1} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ x_{e_1} + x_{e_2} \\ \tilde{\mathbf{x}} \end{bmatrix} \triangleq \mathbf{x}_2, \quad \mathbf{x} + x_{e_2} \mathbf{d} = \begin{bmatrix} x_{e_1} \\ x_{e_2} \\ \tilde{\mathbf{x}} \end{bmatrix} + x_{e_2} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{e_1} + x_{e_2} \\ 0 \\ \tilde{\mathbf{x}} \end{bmatrix} \triangleq \mathbf{x}_1$$

于是  $x_{e_1} x_{e_2} \mathbf{d} = x_{e_2} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_2) = x_{e_1} (\mathbf{x}_1 - \mathbf{x})$ , 从而

$$\mathbf{x} = \frac{x_{e_1}}{x_{e_1} + x_{e_2}} \mathbf{x}_1 + \frac{x_{e_2}}{x_{e_1} + x_{e_2}} \mathbf{x}_2 \in \text{conv}\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2\}$$

注意  $|\text{supp}(\mathbf{x}_1)| = |\text{supp}(\mathbf{x}_2)| = |\text{supp}(\mathbf{x})| - 1$ , 由归纳假设知  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \in \mathcal{P}(\mathcal{G})$ , 于是  $\mathbf{x} \in \mathcal{P}(\mathcal{G})$ .

- $\text{supp}(\mathbf{x})$  是匹配, 不妨设  $\text{supp}(\mathbf{x}) = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_n\}$  且  $x_{e_1} \leq x_{e_2} \leq x_{e_3} \leq \dots \leq x_{e_n}$ , 定义

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

则

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \begin{bmatrix} x_{e_1} \\ x_{e_2} \\ x_{e_3} \\ \vdots \\ x_{e_n} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{e_1} \\ x_{e_1} \\ x_{e_1} \\ \vdots \\ x_{e_1} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ x_{e_2} - x_{e_1} \\ x_{e_2} - x_{e_1} \\ \vdots \\ x_{e_2} - x_{e_1} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ x_{e_3} - x_{e_2} \\ \vdots \\ x_{e_3} - x_{e_2} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \dots \\ &= x_{e_1} \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_1)} + (x_{e_2} - x_{e_1}) \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_2)} + (x_{e_3} - x_{e_2}) \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_3)} \\ &\quad + \dots + (x_{e_n} - x_{e_{n-1}}) \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_n)} + (1 - x_{e_n}) \mathbf{0} \in \mathcal{P}(\mathcal{G}) \end{aligned}$$

♣

由定义  $\mathcal{P}(\mathcal{G}) = \text{conv}\{\mathbf{x}^{(\mathcal{M}_1)}, \mathbf{x}^{(\mathcal{M}_2)}, \dots\}$  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.**  $\mathcal{G}$  的任意匹配都是  $\mathcal{P}$  的极点.

证明. 对任意匹配  $\mathcal{M}$  和非零向量  $\mathbf{d}$ , 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  $\mathbf{x}^{(\mathcal{M})} \pm \epsilon \mathbf{d}$  总有一个不属于  $\mathcal{P}$ , 故  $\mathbf{x}^{(\mathcal{M})}$  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  $\mathbf{x} \in \mathbb{Z}_+^{|\mathcal{E}|}$  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:

$$\mathcal{Q}^*(\mathcal{G}) = \{\mathbf{x} \mid \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{1}\} = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{E}|} \mid \forall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e = 1 \right\}$$

则  $\mathcal{P}^*(\mathcal{G}) = \mathcal{Q}^*(\mathcal{G})$ 。

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

$$\forall v \in \mathcal{V}, \sum_{e \in \delta(v)} x_e = \sum_{e \in \delta(v)} \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^*)} x_e^{(\mathcal{M}_i^*)} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^*)} \sum_{e \in \delta(v)} x_e^{(\mathcal{M}_i^*)} = \sum_{i \in [n]} \alpha^{(\mathcal{M}_i^*)} = 1$$

因此  $\mathbf{x} \in \mathcal{Q}^*(\mathcal{G})$ 。

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

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

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

**定理 4.**  $\mathcal{G}$  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

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

又每个点恰有  $n$  条相连的边, 因此  $\mathbf{x}$  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  $\mathcal{M}$ , 每个点有且仅有一条相连的边, 其对应的  $\mathbf{x}^{(\mathcal{M})}$  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

$$\max_{\mathbf{x}} \{\mathbf{1}^\top \mathbf{x} : \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{1}\}$$

引入 Lagrange 乘子  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{E}|}$ 、 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{V}|}$ ，对偶函数  $\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}) = \mathbf{1}^\top \mathbf{x} + \mathbf{y}^\top \mathbf{x} - \mathbf{z}^\top (\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{1})$ ，易知

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{1} + \mathbf{y} - \mathbf{A}^\top \mathbf{z} = \mathbf{0} \implies \mathbf{A}^\top \mathbf{z} - \mathbf{1} = \mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

故对偶问题为线性规划

$$\min_{\mathbf{z}} \{ \mathbf{1}^\top \mathbf{z} : \mathbf{z} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}^\top \mathbf{z} \geq \mathbf{1} \} \quad (3)$$

显然这是将最小点覆盖问题

$$\min_{\mathbf{z}} \{ \mathbf{1}^\top \mathbf{z} : \mathbf{z} \in \mathbb{Z}_+^{|\mathcal{V}|}, \mathbf{A}^\top \mathbf{z} \geq \mathbf{1} \} \quad (4)$$

的离散集合  $\mathbb{Z}_+^{|\mathcal{V}|}$  放松成连续集合  $\mathbb{R}_+^{|\mathcal{V}|}$  得到的线性规划。同理由  $\{ \mathbf{z} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}^\top \mathbf{z} \geq \mathbf{1} \} \iff [-\mathbf{A}^\top; -\mathbf{I}] \mathbf{z} \leq [-\mathbf{1}; \mathbf{0}]$  以及  $\mathbf{A}$  是全幺模矩阵知凸多面体  $\{ \mathbf{z} \mid \mathbf{z} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}^\top \mathbf{z} \geq \mathbf{1} \}$  的极点是整数向量。由于线性规划必然在极点处取最优，因此线性规划 (3) 的最优解就是整数规划 (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  $\max\text{-matching}(\mathcal{G})$ ，最小点覆盖问题的最优值为  $\min\text{-vertex-cover}(\mathcal{G})$ ，则有  $\max\text{-matching}(\mathcal{G}) = \min\text{-vertex-cover}(\mathcal{G})$ 。

**证明.**  $\min\text{-vertex-cover}(\mathcal{G}) \geq \max\text{-matching}(\mathcal{G})$  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  $\max\text{-matching}(\mathcal{G}) = \min\text{-vertex-cover}(\mathcal{G}) = 0$ ，故不妨设  $\mathcal{E}$  非空。对  $|\mathcal{V}|$  进行归纳，若  $|\mathcal{V}| = 2$ ，易知  $\max\text{-matching}(\mathcal{G}) = \min\text{-vertex-cover}(\mathcal{G}) = 1$ 。若  $|\mathcal{V}| > 2$ ，设  $\mathbf{z}^*$  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

$$z_v^* \left( \sum_{e \in \mathcal{E}} a_{v,e} x_e^* - 1 \right) = 0 \implies 1 = \sum_{e \in \mathcal{E}} a_{v,e} x_e^* = \sum_{e \in \delta(v)} x_e^*$$

注意  $\mathbf{x}^*$  是最大匹配，故  $v$  出现在所有的最大匹配中，记  $\tilde{\mathcal{G}}$  为  $\mathcal{G}$  删除点  $v$  及其相连边后得到的图，于是

$$\max\text{-matching}(\tilde{\mathcal{G}}) = \max\text{-matching}(\mathcal{G}) - 1$$

由归纳假设知  $\max\text{-matching}(\tilde{\mathcal{G}}) = \min\text{-vertex-cover}(\tilde{\mathcal{G}})$ ，于是

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

♣

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

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

即最大  $c$ -加权  $b$ -匹配等于最小  $b$ -加权  $c$ -点覆盖。

## 4 最大流与最小割

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  $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ ，源点  $s$ 、汇点  $t$ ，设  $\delta_{\text{in}}(v)/\delta_{\text{out}}(v)$  是以点  $v$  为终点/起点的入边/出边集合， $\mathbf{A} = [a_{v,e}] \in \{0, \pm 1\}^{|\mathcal{V}| \times |\mathcal{E}|}$  是  $G$  对应的关联矩阵，即

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

$\tilde{\mathbf{A}}$  为  $\mathbf{A}$  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  $\tilde{\mathbf{A}}$  其实也是  $G$  删除  $s$ 、 $t$  及其所有相连边后的有向图的关联矩阵，故  $\tilde{\mathbf{A}}$  是全幺模矩阵。

最大流问题可形式化为线性规划：

$$\max_{\mathbf{x}} \{\mathbf{a}^\top \mathbf{x} : \mathbf{0} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{c}, \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$$

其中  $\mathbf{a}^\top$  是  $\mathbf{A}$  中汇点  $t$  对应的行， $\mathbf{0} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{c}$  约束流的上下界， $\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{x} = \mathbf{0}$  约束非源点、汇点的流量要守恒。注意

$$\{\mathbf{x} \mid \mathbf{0} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{c}, \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{x} = \mathbf{0}\} \iff [\tilde{\mathbf{A}}; -\tilde{\mathbf{A}}; \mathbf{I}; -\mathbf{I}]\mathbf{x} \leq [\mathbf{0}; \mathbf{0}; \mathbf{c}; \mathbf{0}]$$

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

引入 Lagrange 乘子  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{E}|}$ 、 $\mathbf{z} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{E}|}$ 、 $\tilde{\mathbf{w}} \in \mathbb{R}_+^{|\mathcal{V}|-2}$ ，对偶函数  $\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}, \tilde{\mathbf{w}}) = \mathbf{a}^\top \mathbf{x} + \mathbf{y}^\top \mathbf{x} - \mathbf{z}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{c}) - \tilde{\mathbf{w}}^\top \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{x}$ ，易知

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{a} + \mathbf{y} - \mathbf{z} - \tilde{\mathbf{A}}^\top \tilde{\mathbf{w}} = \mathbf{0} \implies \tilde{\mathbf{A}}^\top \tilde{\mathbf{w}} + \mathbf{z} \geq \mathbf{a}$$

故对偶问题为

$$\min_{\tilde{\mathbf{w}}, \mathbf{z}} \{\mathbf{c}^\top \mathbf{z} : \mathbf{z} \geq \mathbf{0}, \tilde{\mathbf{A}}^\top \tilde{\mathbf{w}} + \mathbf{z} \geq \mathbf{a}\}$$

注意

$$\{\mathbf{z} \mid \mathbf{z} \geq \mathbf{0}, \tilde{\mathbf{A}}^\top \tilde{\mathbf{w}} + \mathbf{z} \geq \mathbf{a}\} \iff [-\tilde{\mathbf{A}}^\top, -\mathbf{I}; \mathbf{0}, -\mathbf{I}][\tilde{\mathbf{w}}; \mathbf{z}] \leq [-\mathbf{a}; \mathbf{0}]$$

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

注意  $\tilde{\mathbf{w}}^*$  的维度为  $|\mathcal{V}| - 2$ ，与  $\tilde{\mathbf{A}}$  的行对应，现添加  $w_s^* = 0$ 、 $w_t^* = -1$  将其扩充为  $\mathbf{w}^*$ ，与  $\mathbf{A}$  的行对应，于是  $\mathbf{A}^\top \mathbf{w}^* + \mathbf{z}^* = \tilde{\mathbf{A}}^\top \tilde{\mathbf{w}}^* - \mathbf{a} + \mathbf{z}^* \geq \mathbf{0}$ ，从而  $\mathbf{z}^* = \max\{\mathbf{0}, -\mathbf{A}^\top \mathbf{w}^*\}$ ，即对任意边  $e = (u, v)$  有  $z_e^* = \max\{0, w_u^* - w_v^*\}$ 。

定义  $\mathcal{S} = \{v \in \mathcal{V} \mid w_v^* \geq 0\}$ ， $\bar{\mathcal{S}} = \mathcal{V} \setminus \mathcal{S}$ ，显然  $s \in \mathcal{S}$ 、 $t \in \bar{\mathcal{S}}$ ，将边分为四类：

- $\delta(\mathcal{S}) \triangleq \{(u, v) \in \mathcal{E} \mid u \in \mathcal{S}, v \in \mathcal{S}\}$  为所有起点、终点均属于  $\mathcal{S}$  的边的集合；
- $\delta(\bar{\mathcal{S}}) \triangleq \{(u, v) \in \mathcal{E} \mid u \in \bar{\mathcal{S}}, v \in \bar{\mathcal{S}}\}$  为所有起点、终点均属于  $\bar{\mathcal{S}}$  的边的集合；

- $\delta_{\text{out}}(\mathcal{S}) \triangleq \{(u, v) \in \mathcal{E} \mid u \in \mathcal{S}, v \in \bar{\mathcal{S}}\}$  为所有起点属于  $\mathcal{S}$ 、终点属于  $\bar{\mathcal{S}}$  的边的集合;
- $\delta_{\text{in}}(\mathcal{S}) \triangleq \{(u, v) \in \mathcal{E} \mid u \in \bar{\mathcal{S}}, v \in \mathcal{S}\}$  为所有起点属于  $\bar{\mathcal{S}}$ 、终点属于  $\mathcal{S}$  的边的集合;

注意在将所有  $\delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  中的边删除后,  $s$ 、 $t$  不再连通, 因此  $\delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  称为割 (cut)。

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

$$\mathbf{c}^\top \mathbf{z}^* \geq \sum_{e \in \delta_{\text{out}}(\mathcal{S})} c_e z_e^* \geq \sum_{e \in \delta_{\text{out}}(\mathcal{S})} c_e \geq \sum_{e \in \delta_{\text{out}}(\mathcal{S})} x_e^* \geq \sum_{e \in \delta_{\text{in}}(t)} x_e^* = \mathbf{a}^\top \mathbf{x}^*$$

其中第一个不等号是因为  $z_e^* \geq 0$ ; 第二个不等号是因为对任意边  $e \in \delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  有  $z_e^* \geq 1$ ; 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  $\delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  上的流量未必会全部进入汇点, 可能会有一部分通过  $\delta_{\text{in}}(\mathcal{S})$  再折回  $\mathcal{S}$ 。

根据强对偶定理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, 对任意边  $e \notin \delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  有  $z_e^* = 0$ , 即对任意  $\delta(\mathcal{S})$ 、 $\delta(\bar{\mathcal{S}})$ 、 $\delta_{\text{in}}(\mathcal{S})$  中的边  $e$ , 都有  $z_e^* = 0$ ;
- 根据第二个不等号取等号, 对任意边  $e = (u, v) \in \delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  有  $z_e^* = 1$ , 故只可能是  $w_u^* = 0$ 、 $w_v^* = -1$ , 于是对任意边  $e = (p, u) \in \delta(\mathcal{S})$ , 必然有  $w_p^* = 0$ , 否则  $z_e^* \geq w_p^* - w_u^* > 0$ , 与前一个结论矛盾, 依此类推, 对所有  $\mathcal{S}$  中的点  $u$  都有  $w_u^* = 0$ 。同理, 对所有  $\bar{\mathcal{S}}$  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,  $\delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  中每条边的流量都达到上限, 这个也可由互补松弛条件  $z_e(x_e - c_e) = 0$  得到:  $z_e^* = 1 > 0 \implies x_e^* = c_e$ ;
- 根据第四个不等号取等号,  $\delta_{\text{out}}(\mathcal{S})$  上的流量全部进入  $t$ , 不折回  $\mathcal{S}$ , 即  $\delta_{\text{in}}(\mathcal{S})$  上的流量为零, 这个也可由互补松弛条件  $y_e x_e = 0$  得到:  $z_e^* = 0 > -1 = w_u^* - w_v^*$ , 故  $y_e^* = z_e^* - (w_u^* - w_v^*) > 0$ , 从而  $x_e^* = 0$ 。