

## 第六讲: 整数规划(续)

整数规划(integer programming, IP)在组合优化中占有非常重要的地位. 许多经典的组合优化问题均能建模成整数线性规划.

一般整数线性规划的求解是非常困难的. 理论方面的研究可分成两个不同的方向: 一是针对一般模型设计最优算法, 降低计算复杂度, 开发相应的求解器, 不断提高可精确求解(或近似最优)的实例规模; 另一是寻求可多项式求解或存在固定参数可解(fixed parameter tractable, FPT)算法的特殊整数规划结构.

整数规划(integer programming, IP)在组合优化中占有非常重要的地位. 许多经典的组合优化问题均能建模成整数线性规划.

一般整数线性规划的求解是非常困难的. 理论方面的研究可分成两个不同的方向: 一是针对一般模型设计最优算法, 降低计算复杂度, 开发相应的求解器, 不断提高可精确求解(或近似最优)的实例规模; 另一是寻求可多项式求解或存在固定参数可解(fixed parameter tractable, FPT)算法的特殊整数规划结构.

**FPT算法.** 对于参数为 $k$ 的问题实例 $I$ , 称具有运行时间 $f(k)\text{poly}(|I|)$ 的算法为FPT算法, 其中 $f$ 为可计算函数,  $|I|$ 为输入规模,  $k$ 与 $|I|$ 无关.

一般讲, 整数线性规划的难解性源于约束矩阵的规模和结构.

- 1981年, Papadimitriou研究了具有常数个约束(约束矩阵行数为常数)的情形, 证明了这类整数线性规划存在伪多项式时间算法. 特别地, 当约束矩阵 $A$ 及常数向量 $\mathbf{b}$ 的最大绝对值参数为多项式限时, 该问题多项式时间可解.
- 1983年, Lenstra研究了整数变量个数(约束矩阵列数)为常数的情况, 给出了该情况下整数规划的多项式时间最优算法.

- “背包”问题: 是否存在0-1向量 $\mathbf{x}$ 满足 $\sum_{j=1}^n a_j x_j = b$ , 其中 $a_1, a_2, \dots, a_n, b$ 均为给定的正整数.
- 该问题是(弱)NP完全的, 存在伪多项式时间算法, 即存在关于 $n$ 和 $a = \max\{a_1, a_2, \dots, a_n, b\}$ 的多项式时间的算法.

考虑该问题的几种推广形式:

- 变量 $x_j$ 的取值不必限制在0或1
- 某些 $a_i$ 可取负数
- 有 $m > 1$ 个方程要满足( $m$ 固定)

Papadimitriou证明了当上述三者满足时, 拓展后的问题仍然是伪多项式时间可解的.

拓展后的新问题:

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x} \in \mathbb{N}^n$$

其中  $A \in \mathbb{Z}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{b} \in \mathbb{Z}^m$ .

拓展后的新问题:

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x} \in \mathbb{N}^n$$

其中  $A \in \mathbb{Z}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{b} \in \mathbb{Z}^m$ .

当  $m$  为常数时, 判定整数规划  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  是否有解:

利用动态规划, 定义状态  $S_i$  为  $\sum_{j=1}^i \mathbf{v}_j x_j$  所有可能取值的向量集合 (每个向量只需保留一组  $x_j$  的取值). 则  $|S_i| \leq (an\|\mathbf{x}\|_\infty)^m$ , 其中  $\mathbf{v}_j$  是  $A$  的第  $j$  个列向量,  $a$  是所有参数的最大绝对值.

拓展后的新问题:

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x} \in \mathbb{N}^n$$

其中  $A \in \mathbb{Z}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{b} \in \mathbb{Z}^m$ .

当  $m$  为常数时, 判定整数规划  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  是否有解:

利用动态规划, 定义状态  $S_i$  为  $\sum_{j=1}^i \mathbf{v}_j x_j$  所有可能取值的向量集合 (每个向量只需保留一组  $x_j$  的取值). 则  $|S_i| \leq (an\|\mathbf{x}\|_\infty)^m$ , 其中  $\mathbf{v}_j$  是  $A$  的第  $j$  个列向量,  $a$  是所有参数的最大绝对值.

那么, 计算  $S_{i+1}$  所需要的时间不超过  $|S_i|\|\mathbf{x}\|_\infty$ .



拓展后的新问题:

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x} \in \mathbb{N}^n$$

其中  $A \in \mathbb{Z}^{m \times n}$ ,  $\mathbf{b} \in \mathbb{Z}^m$ .

当  $m$  为常数时, 判定整数规划  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  是否有解:

利用动态规划, 定义状态  $S_i$  为  $\sum_{j=1}^i \mathbf{v}_j x_j$  所有可能取值的向量集合 (每个向量只需保留一组  $x_j$  的取值). 则  $|S_i| \leq (an\|\mathbf{x}\|_\infty)^m$ , 其中  $\mathbf{v}_j$  是  $A$  的第  $j$  个列向量,  $a$  是所有参数的最大绝对值.

那么, 计算  $S_{i+1}$  所需要的时间不超过  $|S_i|\|\mathbf{x}\|_\infty$ .

则整个算法所需要的时间至多

为  $O(\sum_{i=1}^n |S_i|\|\mathbf{x}\|_\infty) = O(a^m(n\|\mathbf{x}\|_\infty)^{m+1})$ ,

即当  $m$  是常数时, 若  $\|\mathbf{x}\|_\infty$  是关于  $n$  和  $a$  的多项式, 那么算法运行的总时间就是  $n$  和  $a$  的多项式.

第一步：分析可行解的 $\|\mathbf{x}\|_\infty$ 上界.

## 定理

令 $A$ 为 $m \times n$ 维整矩阵,  $\mathbf{b}$ 为 $m$ 维整向量, 其中参数的取值均在 $\{0, \pm 1, \dots, \pm a\}$ 之间. 则若 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 有解 $\mathbf{x} \in \mathbb{N}^n$ , 那么一定也有解取自 $\{0, 1, \dots, n(ma)^{2m+1}\}^n$ .

## 推论

当 $m$ 为常数时, 判定 $m \times n$ 规模的整数规划是否有解是伪多项式时间可解的.

第二步：设计优化模型的伪多项式时间算法.

# 回到对偶: Farkas 引理 (1894)

## 引理

$A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$  有解当且仅当对任意  $y \geq 0$ , 若  $y^T A = 0$ , 则  $y^T b \geq 0$ .

## 推论

$A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, x \geq 0$  有解当且仅当对任意  $y \geq 0$ , 若  $y^T A \geq 0$ , 则  $y^T b \geq 0$ .

## Farkas 引理

$A\mathbf{x} = \mathbf{b}, x \geq 0$  有解当且仅当对任意  $y$ , 若  $y^T A \geq 0$ , 则  $y^T b \geq 0$ .

# 第一步: 限制 $\|\mathbf{x}\|_\infty$ 上界

为了证明定理成立, 需要借助以下两个引理.

## 引理

令 $A$ 为 $m \times m$ 的非奇异整矩阵. 则 $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ 的解的分量均为有理数, 且分子分母的大小均不超过 $(ma)^m$ .

## 证明.

由Cramer法则可得, 求解 $m \times m$ 的非奇异整系数矩阵所构成的线性方程组, 其解的分量的分子分母绝对值的大小均不超过 $m!(a^m)$ , 即不超过 $(ma)^m$ . □

## 引理

令  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k$  均为  $\{0, \pm 1, \dots, \pm a\}^m$  中的向量,  $M = (ma)^{m+1}$ . 则下述四条件等价:

- (a) 存在不全为零的  $k$  个实数  $\alpha_1, \dots, \alpha_k \geq 0$ , 使得  $\sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}_j = \mathbf{0}$ .
- (b) 存在不全为零的  $k$  个整数  $\alpha_1, \dots, \alpha_k$ ,  $0 \leq \alpha_j \leq M$ ,  $j = 1, \dots, k$ , 使得  $\sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}_j = \mathbf{0}$ .
- (c) 不存在向量  $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^m$  对所有  $j = 1, \dots, k$ ,  $p_j = \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j > 0$  均成立.
- (d) 不存在向量  $\mathbf{h} \in \{0, \pm 1, \dots, \pm M\}^m$  对所有  $j = 1, \dots, k$ ,  $\mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j \geq 1$  均成立.

(a)  $\Rightarrow$  (b). 直接由前一引理推得.

(b)  $\Rightarrow$  (c). 若存在向量  $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^m$  对所有  $j = 1, \dots, k$ ,  $p_j = \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j > 0$  均成立, 则  $0 = \mathbf{h}^\top \sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}_j = \sum_{j=1}^k \alpha_j p_j > 0$ . 矛盾.

(c)  $\Rightarrow$  (d). 显然.

## 引理

令 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k$ 均为 $\{0, \pm 1, \dots, \pm a\}^m$ 中的向量, 且令 $M = (ma)^{m+1}$ . 则下述条件等价:

- (a) 存在不全为零的 $k$ 个实数 $\alpha_1, \dots, \alpha_k \geq 0$ , 使得 $\sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}_j = \mathbf{0}$ .
- (d) 不存在向量 $\mathbf{h} \in \{0, \pm 1, \dots, \pm M\}^m$ 对所有 $j = 1, \dots, k$ ,  $\mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j \geq 1$ 均成立.

(d)  $\Rightarrow$  (a). 由前一引理, 可知(d)等价于如下线性规划没有可行解:

$$(P): \quad \min \mathbf{h}^\top \cdot \mathbf{0}, \quad s.t. \quad \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j = 1, j = 1, \dots, k.$$

写出对偶规划:

$$\begin{aligned} (D): \quad & \max \quad \sum_{j=1}^k \alpha_j \\ & s.t. \quad \sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}_j = \mathbf{0} \\ & \quad \alpha_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, k. \end{aligned}$$

因为(P)无解, (D)有可行解, 所以(D)无界, 即存在非零解, (a)成立.  
证毕.

### 定理证明.

令  $M = (ma)^m$ . 考虑  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  的最小整数解  $\mathbf{x}$  (分量绝对值之和最小). 若  $\mathbf{x}$  所有分量都不超过  $M$ , 证明结束. 否则, 不失一般性, 我们假设  $x_j > M, j = 1, \dots, k$ . 考虑对应的  $k$  列  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k$ .

1. 存在不全为零的整数  $\alpha_1, \dots, \alpha_k, 0 \leq \alpha_j \leq M, j = 1, \dots, k$ , 使得  $\sum_{j=1}^k \alpha_j \mathbf{v}_j = \mathbf{0}$ . 则向量  $\mathbf{x}' = (x_1 - \alpha_1, \dots, x_k - \alpha_k, x_{k+1}, \dots, x_n)$  为  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  的另一解, 且  $\mathbf{x}'$  比  $\mathbf{x}$  小, 矛盾.

2. 若不是上述情况, 则由后一引理可得: 存在向量  $\mathbf{h} \in \{0, \pm 1, \dots, \pm M\}^m$  对所有  $j = 1, \dots, k, \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j \geq 1$  均成立.

将  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  两边同时乘以  $\mathbf{h}^\top$ , 可得:

$$\sum_{j=1}^k \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j x_j = \mathbf{h}^\top \mathbf{b} - \sum_{j=k+1}^n \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j x_j.$$

$$\text{因此 } \sum_{j=1}^k x_j \leq \sum_{j=1}^k \mathbf{h}^\top \mathbf{v}_j x_j \leq nmaM^2 = n(ma)^{2m+1}.$$



## 第二步: 寻找优化问题最优解

需要证明优化问题的最优目标函数值存在上下界.

$$\begin{array}{ll}\min & \mathbf{c}'\mathbf{x} \\ \text{s.t.} & A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x} \in \mathbb{N}^n.\end{array}\quad (1)$$

该整数规划的线性松弛为:

$$\begin{array}{ll}\min & \mathbf{c}'\mathbf{x} \\ \text{s.t.} & A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}.\end{array}\quad (2)$$

### 引理

若(1)有可行解, (2)无界, 则(1)无界.

### 引理

假设(1)有可行解且有界, 令 $z$ 为其最优值. 则 $|z| \leq (\sum_{j=1}^n |c_j|) \cdot B$ , 其中 $B = n(ma)^{2m+1}$ .

已知 $|z| \leq (\sum_{j=1}^n |c_j|) \cdot B$ , 对于每个 $z$ 可能取到的值(二分搜索), 将 $\mathbf{c}'\mathbf{x} = z$ 添加至约束中, 判定此时的整数规划有无可行解, 经过伪多项式时间后可从中挑选出最优解.



然而, 大量的整数线性规划问题的约束和变量数目往往不是常数, 在结构特殊的整数规划问题上拓展Papadimitriou和Lenstra的奠基性工作是有意义的.

# 特殊分块结构整数规划

考虑IP(3):

$$\min\{\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} : H\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{l} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{u}, \mathbf{x} \in \mathbb{Z}^d\}, \quad (3)$$

其中 $r \times d$ 维的矩阵 $H$ 为如下形式的分块矩阵:

$$H := \begin{pmatrix} C & D & D & \cdots & D \\ B & A & 0 & & 0 \\ B & 0 & A & & 0 \\ \vdots & & & \ddots & \\ B & 0 & 0 & & A \end{pmatrix}$$

- $s_C = s_D, s_A = s_B, t_B = t_C, t_A = t_D, r = s_C + ns_B$  且  $d = t_B + nt_A$ .
- $\mathbf{x} = (\mathbf{x}^0, \mathbf{x}^1, \dots, \mathbf{x}^n)$ , 其中  $\mathbf{x}^0 \in \mathbb{Z}^{t_B}$  且  $\mathbf{x}^i \in \mathbb{Z}^{t_A}, 1 \leq i \leq n$ .
- 称IP(3)为**4-block  $n$ -fold IP**. 矩阵 $H$ 相应被称为4-block  $n$ -fold矩阵.
- 去掉矩阵 $H$ 的第一列, 此IP称为 **$n$ -fold IP**; 去掉矩阵 $H$ 的第一行, 此IP称为**两阶段随机整数规划**(two-stage stochastic IP).

# 特殊分块结构整数规划

$$\begin{pmatrix} D & D & \cdots & D \\ A & 0 & & 0 \\ 0 & A & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & 0 & & A \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} B & A & 0 & & 0 \\ B & 0 & A & & 0 \\ \vdots & & & \ddots & \\ B & 0 & 0 & & A \end{pmatrix}$$

# 特殊分块结构整数规划

$$\begin{pmatrix} D & D & \cdots & D \\ A & 0 & & 0 \\ 0 & A & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & 0 & & A \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} B & A & 0 & & 0 \\ B & 0 & A & & 0 \\ \vdots & & & \ddots & \\ B & 0 & 0 & & A \end{pmatrix}$$

- 当矩阵中 $n$ 个 $A$ 可能为不同的矩阵, 即 $A_1, \dots, A_n$ , 但维数相同,  $n$ 个 $B$ 和 $D$ 也类似分别有 $B_1, \dots, B_n$ , 与 $D_1, \dots, D_n$ , 则上述分别称为广义4-block  $n$ -fold IP, 广义 $n$ -fold IP与为广义两阶段随机整数规划.

# 特殊分块结构整数规划

$$\begin{pmatrix} D & D & \cdots & D \\ A & 0 & & 0 \\ 0 & A & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & 0 & & A \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} B & A & 0 & & 0 \\ B & 0 & A & & 0 \\ \vdots & & & \ddots & \\ B & 0 & 0 & & A \end{pmatrix}$$

- 当矩阵中 $n$ 个 $A$ 可能为不同的矩阵, 即 $A_1, \dots, A_n$ , 但维数相同,  $n$ 个 $B$ 和 $D$ 也类似分别有 $B_1, \dots, B_n$ , 与 $D_1, \dots, D_n$ , 则上述分别称为广义4-block  $n$ -fold IP, 广义 $n$ -fold IP与为广义两阶段随机整数规划.

## 4-block $n$ -fold IP

- 当前最好结果  $\mathcal{O}_{FPT}(n^{s_D t_B})$
- 是否存在FPT的参数算法?

参数包括  $\Delta, s_A, s_B, s_C, s_D, t_A, t_B, t_C, t_D$  的参数,  
 $\Delta$  为  $A_i, B_i, C, D_i$  中的最大绝对值参数.

# 群组排序问题

给定 $n_j$ 个加工时长为 $p_j$ 的工件, 其中 $1 \leq j \leq k$ , 目标是将所有工件安排到 $m$ 台平行机上且最大完工时间不超过 $T$ , 寻找可行解.

建模. 令 $x_j^i$ 表示安排在机器 $i$ 上的加工时长为 $p_j$ 的工件数量.

$$\sum_{i=1}^m x_j^i = n_j, \quad \forall 1 \leq j \leq k$$
$$\sum_{j=1}^k p_j x_j^i \leq T, \quad \forall 1 \leq i \leq m$$

整理决策变量:

$$\mathbf{x} = (\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^m), \text{ 且对所有 } i, \mathbf{x}^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_k^i).$$

则:

$$H = \begin{pmatrix} I & I & I & \cdots & I \\ \mathbf{p} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{p} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{p} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \mathbf{p} \end{pmatrix},$$

其中 $I$ 为 $k \times k$ 维单位矩阵,  $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_k)$ .  $H$ 是 $n$ -fold 矩阵.