

# 第七讲

基于LP松弛的近似算法

# LP rounding based 近似算法

- 许多组合优化问题都可以用线性整数规划表示
- 但仅有极少数可由LP直接求解
- 大多数问题是NP-难的, 近似算法是一类重要的求解方法

I: 问题的实例 (极小化问题)

A: 近似算法 (多项式时间)

$A(I)$ : 算法A的目标函数值

$OPT(I)$ : 最优目标函数值

- 若  $\exists r \geq 1$ , 对  $\forall I$ , 有:

$$A(I) \leq r \cdot OPT(I) \quad \text{①}$$

则 A 称为该问题的  $r$ -近似算法

而  $\rho = \inf \{r \mid r \text{ 满足 ①式}\}$  为 近似比

近似比的等价定义:

$$\rho = \sup_I \left\{ \frac{A(I)}{\text{OPT}(I)} \right\}$$

对极大化问题:

$r$ -近似:  $\forall I, \text{OPT}(I) \leq r \cdot A(I)$

$$\rho = \sup_I \left\{ \frac{\text{OPT}(I)}{A(I)} \right\}$$

一般地,

$$\rho = \sup_I \left\{ \frac{\text{OPT}(I)}{A(I)}, \frac{A(I)}{\text{OPT}(I)} \right\}$$

如何证明给定算法  $A$  的近似比呢?

以极大化问题为例:

$$1) \forall I, A(I) \leq r \cdot \text{OPT}(I)$$

如何估计?

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{OPT}(I) \geq LB(I) \\ A(I) \leq r \cdot LB(I) \end{array} \right.$$

2)  $\forall \varepsilon > 0, \exists I_\varepsilon$ , 使得:

$$A(I_\varepsilon) \geq (r - \varepsilon) \cdot \text{OPT}(I_\varepsilon)$$

构造  $I_\varepsilon$

我们希望设计近似比尽量小的  
近似算法。那么，在  $P \neq NP$   
等假设下，什么样的近似是最  
好可行的？

PTAS (Polynomial Time Approximation Scheme)

$\{A_\varepsilon\}$ ,  $\forall \varepsilon > 0, \forall I$ ,

$$A_\varepsilon(I) \leq (1+\varepsilon) \cdot \text{OPT}(I)$$

其运行时间为  $|I|^{O(f(\frac{1}{\varepsilon}))}$

EPTAS:  $|I|^{O(1)} \cdot f(\frac{1}{\varepsilon})$

FPTAS:  $|I|^{O(1)} \cdot (\frac{1}{\varepsilon})^{O(1)}$

反面结果 (To Sharpen the results)

基于复杂性假设:

$\begin{cases} P \neq NP \\ NP \neq ZPP \\ \vdots \\ UGC \end{cases}$

$\Rightarrow \begin{cases} \text{NO FPTAS} \\ \text{NO EPTAS} \\ \text{NO PTAS} \\ \text{NO } (1-\varepsilon)\text{-近似} \\ \dots \end{cases}$



回到  $\angle p$ -rounding based 算法

$$\begin{aligned} \text{(IP)} \quad & \min C^T x \\ & Ax \geq b \\ & x \geq 0 \quad x \in \mathbb{Z}^+ \end{aligned}$$

$\Downarrow$  松弛

$$\begin{aligned} \text{(\angle P)} \quad & \min C^T x \\ & Ax \geq b \\ & x \geq 0 \end{aligned}$$

得到  $x_{\angle p}^*$

$$\begin{array}{ccc} x_{\angle p}^* & \xrightarrow{\text{Rounding}} & x_{IP} \\ \downarrow & & \downarrow \\ C_{\angle p}^* & \text{非标实数值} & C_{IP} \end{array}$$
$$\underline{\text{定理}} \quad \rho \leq \frac{C_{IP}}{C_{IP}^*} \leq \boxed{\frac{C_{IP}}{C_{\angle p}^*}}$$

注意  $\frac{C_{IP}}{C_{\angle p}^*} \geq \boxed{\frac{C_{IP}^*}{C_{\angle p}^*}}$

"Integrality Gap" 整数间隙, 不能太大

## 背包问题

$$\max w = \sum_{i=1}^n p_i x_i$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n s_i x_i \leq C, \quad \underline{i=1, 2, \dots, n}$$

$$\underline{x_i \in \{0, 1\}}$$

$$x_i \geq 0, x_i \leq 1$$

$$\text{不妨设 } \frac{p_1}{s_1} \geq \frac{p_2}{s_2} \geq \dots \geq \frac{p_n}{s_n}$$

LP的一个最优解为  $(1, \dots, 1, \alpha, 0, \dots, 0)$

$$\text{其中 } 0 < \alpha \leq 1, \quad \sum_{i=1}^k s_i + \alpha \cdot s_{k+1} = C$$

$$\text{Integrality Gap} = 2$$

$$\textcircled{1} \quad \frac{w_{LP}^*}{w_{IP}^*} \leq 2$$

IP的两个可行解:

- 1) 前  $k$  个物品
- 2) 第  $k+1$  个物品

$$\textcircled{2} \quad \text{考虑例子 } \left\{ \left( \frac{C}{2}, C \right), \left( \frac{C+1}{2}, C \right) \right\}$$

$$w_{LP}^* = C + \frac{C}{C+1} \cdot C$$

$$w_{IP}^* = C \quad = \text{前者之比为 } \frac{2C+1}{C+1} \rightarrow 2$$

# 顶点覆盖问题

$$\text{Min } C = \sum_{i=1}^n w_i x_i$$

$$\text{s.t. } x_i + x_j \geq 1, (i, j) \in E$$

$$\text{--- } x_i \in \{0, 1\} \quad i=1, 2, \dots, n$$

$$x_i \geq 0$$

结论: 上述LP的基本可行解是半整的, 即  $x_i = \{0, \frac{1}{2}, 1\}$

证明: 若  $\exists$  基本可行解  $x$ , 其不是半整的.

$$V_+ = \{i \mid \frac{1}{2} < x_i < 1\}$$

$$V_- = \{i \mid 0 < x_i < \frac{1}{2}\}$$

$V_+ \cup V_-$   
非空

对  $\varepsilon > 0$ , 构造两个解.

$$y_i = \begin{cases} x_i + \varepsilon, & i \in V_+ \\ x_i - \varepsilon, & i \in V_- \\ x_i, & \text{else} \end{cases}$$

$$z_i = \begin{cases} x_i - \varepsilon, & i \in V_+ \\ x_i + \varepsilon, & i \in V_- \\ x_i, & \text{else} \end{cases}$$

$$x = \frac{1}{2}(y + z), \quad \varepsilon > 0 \text{ 足够小}$$

保证,  $y, z$  可行

$$\text{Integrality Gap} = ?$$

Ref.

$$IG = 2 - \frac{2}{X^f(G)}$$

← 分数色数

Integrality gap of the vertex cover linear programming relaxation

Mohit Singh

Operations Research Letters 47, 288-290, 2019



# Unrelated Machine Scheduling

问题描述:

给定  $J$ : 工件集合,  $1, \dots, n$   
 $M$ : 机器集合,  $1, \dots, m$   
 $p_{ij}$ : 工件  $j$  在机器  $i$  上的运行时间

将  $J$  中的工件分配到  $M$  的机器上, 使得机器的最大负载 (完工时间) 最小.

$$C_{\max} = \max_{i \in M} \sum_{j \rightarrow i} p_{ij}$$

IP 模型

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & j \rightarrow i \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

min  $t$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i \in M} x_{ij} = 1, \quad j \in J$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} p_{ij} \leq t, \quad i \in M$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i \in M, j \in J$$

"IG" = ? 考虑仅有 4 个工件的例子

$$p_{i1} = m, \text{ 则 } \begin{cases} t_{ip}^* = m \\ t_{ip}^* = 1 \end{cases}$$

$$IG \geq m$$

猜一个目标函数值  $T$ , 令

$$x_{ij} = 0, \text{ 若 } p_{ij} > T, i \in M, j \in J$$

是否可行?

$$\sum x_{ij} = 1, j \in J$$

$$\sum x_{ij} p_{ij} \leq T, i \in M$$

$$x_{ij} \geq 0$$

记为  $LP(T)$

可行,  $T \downarrow$

不可行,  $T \uparrow$

$$T \in [\hat{T}/m, \hat{T}]$$

$\hat{T}$ : 将工件  $j$  台分配到  $p_{ij}$  最小的机器上得到的最大负载

当 input 均为整数时, 需要

猜  $O(\log \hat{T})$  步数

$LP(T)$  可在多项式时间求得最优的  $T^*$

那么, 如何 rounding 呢?

先分析一下有多少个分数工件

$$\begin{cases} \sum_i x_{ij} = 1 & j = 1, \dots, n \\ \sum_j x_{ij} p_{ij} \leq T & i = 1, \dots, m \end{cases}$$

$\angle P(T)$  的基本可行解 (极点)  $x$

中正分量个数  $\leq \underline{n+m}$   
约束方程个数

设  $x$  对应的整数工件数为  $n_1$   
分数工件数为  $n_2$

$$\begin{cases} n_1 + n_2 = n \\ n_1 + 2n_2 \leq n + m \end{cases} \Rightarrow n_2 \leq m$$

↑  
至少对应两个分数变量

最多只有  $m$  个工件是拆分的!

注意. 每个工件  $j$ , 只要  $x_{ij} > 0$   
那么  $p_{ij} \leq T^*$

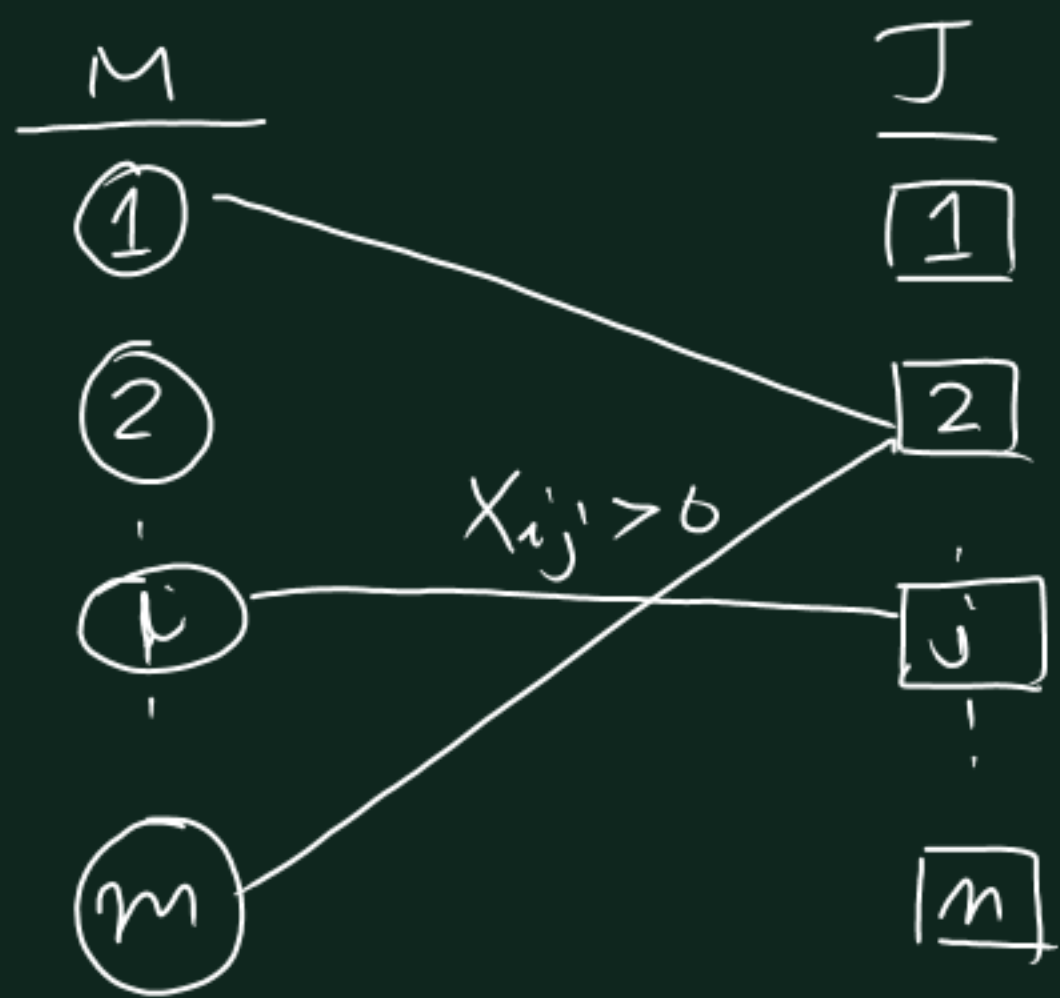
如果能够将这 (至多)  $m$  个拆分工件  
匹配到  $x_{ij} > 0$  的机器上, 则可得到

$$C_{\max} \leq 2T^*$$



这样的匹配存在吗？如何构造？

考虑  $(J, M, E)$  = 部图  $G$



$$(i, j) \in E \iff x_{ij}' > 0$$

H: 把  $G$  中 **整工件** 的顶点及其唯一关联边去掉而得的子图

$G$  有  $n+m$  个顶点，至多  $n+m$  条边

$G$  若连通，则为一棵 **伪树**

$G$  若不连通，则其任一连通分支为一棵伪树。 $G$  为

**伪森林**

H 是伪森林



## 匹配方案

注意  $H$  是伪森林，其每个连通分支为一棵伪树

若伪树不是一个圈，其叶子点一定是“机器”顶点，

分配与其邻接的工件到该机器，删去  $i, j$  及  $j$  关联边。



得到的仍是伪森林

如此操作，或者所有工件均已分配，或者剩下的伪树都是圈。后者很容易得到完美匹配

所有拆分的工件重新得到了完整分配。每个机器至多被分配一个这样的工件。

$$C_{max} \leq T^* + T^* = 2T^*$$

