

# 求解线性规划的宽邻域不可行内点算法<sup>①</sup>

杨喜美, 张因奎, 裴永刚

河南师范大学 数学与信息科学学院, 河南 新乡 453007

**摘要:** 提出了一个求解线性规划的不可行内点算法. 该算法的特点是: 一方面使用了宽邻域, 因此数值实验表明具有较好的计算效果; 另一方面, 通过分析获得它的多项式复杂度为  $O(n^{1.5}L)$ , 这是宽邻域不可行内点算法的最好复杂度.

**关键词:** 线性规划; 不可行内点算法; 宽邻域; 多项式复杂度

**中图分类号:** O221.1

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-9868(2017)01-0092-07

从 1984 年, Karmarkar<sup>[1]</sup> 提出内点算法以来, 内点算法的研究一直是一个热门的课题. 随着研究的不断深入, 研究者提出了许多不同类型的内点算法. 从初始点的选取不同可分为: 可行内点算法和不可行内点算法. 不可行内点算法的优势是: 不要求初始点严格可行, 仅要求在非负象限的内部. 由于这种类型的点容易获得, 故在实际计算中显得尤为重要.

Lustig<sup>[2]</sup> 首次提出了不可行内点算法, 随后 Masakazu<sup>[3]</sup> 提出了原始-对偶不可行内点算法. 这些早期的著作均没有给出不可行内点算法的多项式复杂度, 直到 Zhang<sup>[4]</sup> 给出了第一个具有多项式复杂度  $O(n^2L)$  的不可行算法, 然而, 这个算法的复杂度较高. 为了降低复杂度, 众多学者做了大量研究工作<sup>[5-10]</sup>. 目前, 不可行内点算法的最低复杂度为  $O(nL)$ , 这一结果仅对窄邻域不可行内点算法成立, 并且窄邻域不可行内点算法的一般复杂度为  $O(n^{1.5}L)$ . 对宽邻域而言一般算法的复杂度为  $O(n^2L)$ , 目前最低复杂度为  $O(n^{1.5}L)$ .

本文将给出一个复杂度为  $O(n^{1.5}L)$  的宽邻域不可行内点算法, 该算法迭代在 Ai<sup>[11]</sup> 等提出的宽邻域内. 最后, 通过数值试验说明该算法是有效的.

本文中:  $e$  表示分量全为 1 的列向量;  $\|\cdot\|$  表示向量的 2-范数. 对于向量  $x, s \in \mathbb{R}^n$ ,  $xs \in \mathbb{R}^n$  表示对应分量的乘,  $(xs)_{\min}$  表示  $xs \in \mathbb{R}^n$  的最小分量; 让  $p = x^{-\frac{1}{2}}s^{\frac{1}{2}}$ ,  $\tilde{r} = (xs)^{\frac{1}{2}}r$ ; 另外, 对于  $h \in \mathbb{R}^n$ , 我们记:  $h^+ = \max\{0, h\}$  和  $h^- = h - h^+$ .

## 1 预备知识

本文将研究标准形式的原始-对偶线性规划:

$$(P) \min c^T x, \text{ s. t. } Ax = b, x \geq 0$$

$$(D) \max b^T y, \text{ s. t. } A^T y + s = c, s \geq 0$$

其中:  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ;  $c, x, s \in \mathbb{R}^n$ ;  $b, y \in \mathbb{R}^m$ .

为获得(P)和(D)的近似解, 一般将原始-对偶线性规划转化为扰动系统:

① 收稿日期: 2015-08-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(61179040; 11501180); 中国博士后基金项目(2016M590346); 河南师范大学博士启动基金项目(qd14150); 河南师范大学青年基金(2014QK03).

作者简介: 杨喜美(1982-), 女, 河南周口人, 讲师, 博士, 主要从事最优化理论与算法的研究.

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}, \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mathbf{s} = \mathbf{c}, \mathbf{s} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x}\mathbf{s} = \boldsymbol{\mu}e \quad (1)$$

如果(P)和(D)的严格可行集

$$F^0 = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mathbf{s} = \mathbf{c}, (\mathbf{x}, \mathbf{s}) > \mathbf{0}\} \neq \emptyset$$

并且  $\mathbf{A}$  行满秩, 即  $\text{rank}(\mathbf{A}) = m$ , 则(1)式存在唯一解. 原始-对偶内点算法的基本思想是用 Newton 方法求解(1)式, 逐渐减小  $\mu$ , 并使得迭代点列包含在中心路径的某个邻域内, 最终得到满足允许精度的最优解. 本文假设  $F^0 \neq \emptyset$  且  $\text{rank}(\mathbf{A}) = m$ .

下面给出求解迭代方向  $(\Delta \mathbf{x}, \Delta \mathbf{y}, \Delta \mathbf{s})$  的方程如下:

$$\mathbf{A}\Delta \mathbf{x} = \mathbf{r}_p, \mathbf{A}^T \Delta \mathbf{y} + \Delta \mathbf{s} = \mathbf{r}_d, \mathbf{s}\Delta \mathbf{x} + \mathbf{x}\Delta \mathbf{s} = \mathbf{r}_c \quad (2)$$

其中:

$$\mathbf{r}_p = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}, \mathbf{r}_d = \mathbf{c} - \mathbf{s} - \mathbf{A}^T \mathbf{y}, \mathbf{r}_c = (\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}e - \mathbf{x}\mathbf{s})^- + \sqrt{n}(\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}e - \mathbf{x}\mathbf{s})^+, \boldsymbol{\mu} = \frac{1}{n}\mathbf{x}^T \mathbf{s}$$

设  $\alpha$  表示沿方向  $(\Delta \mathbf{x}, \Delta \mathbf{y}, \Delta \mathbf{s})$  的步长, 则新的迭代为:

$$(\mathbf{x}(\alpha), \mathbf{y}(\alpha), \mathbf{s}(\alpha)) := (\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) + \alpha(\Delta \mathbf{x}, \Delta \mathbf{y}, \Delta \mathbf{s})$$

直接计算, 可得下列常用结果:

$$\mathbf{x}(\alpha)\mathbf{s}(\alpha) = \mathbf{x}\mathbf{s} + \alpha[(\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}e - \mathbf{x}\mathbf{s})^- + \sqrt{n}(\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}e - \mathbf{x}\mathbf{s})^+] + \alpha^2 \Delta \mathbf{x}\Delta \mathbf{s} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\mu}(\alpha) = \frac{1}{n}\mathbf{x}(\alpha)^T \mathbf{s}(\alpha) = \frac{1}{n}[\mathbf{x}^T \mathbf{s} + \alpha \mathbf{e}^T \mathbf{r}_c + \alpha^2 (\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s}] =$$

$$[1 - (1 - \tau)\alpha]\boldsymbol{\mu} + \frac{\sqrt{n} - 1}{n}\alpha \mathbf{e}^T (\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}e - \mathbf{x}\mathbf{s})^+ + \frac{1}{n}\alpha^2 (\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \quad (4)$$

本文将限制中心路径在宽邻域  $\mathcal{N}(\tau, \beta)$  内, 其中  $\beta \leq \frac{1}{2}$ ,  $\tau \leq \frac{1}{4}$  是邻域参数并且

$$\mathcal{N}(\tau, \beta) := \{(\mathbf{x}, \mathbf{s}) > \mathbf{0} : \|(\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}e - \mathbf{x}\mathbf{s})^+\| \leq \beta\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}\} \quad (5)$$

另外, 由(5)式易知:

$$(\mathbf{x}\mathbf{s})_{\min} \geq (1 - \beta)\boldsymbol{\tau}\boldsymbol{\mu}$$

最后, 本文通过下列方法计算最大步长  $\tilde{\alpha}$ :

$$\alpha_f = \max\{\alpha : \mathbf{x}(\alpha)^T \mathbf{s}(\alpha) \geq (1 - \alpha)\mathbf{x}^T \mathbf{s}, \forall \alpha \in [0, 1]\} \quad (6)$$

$$\tilde{\alpha} = \max\{\alpha : (\mathbf{x}(\alpha), \mathbf{y}(\alpha), \mathbf{s}(\alpha)) \in \mathcal{N}(\tau, \beta), \forall \alpha \in [0, \alpha_f]\} \quad (7)$$

## 2 算法框架

在前面准备工作的基础上, 给出不可行内点算法的一般框架, 如下:

初始化:  $\beta \leq \frac{1}{2}$ ,  $\tau \leq \frac{1}{4}$ ,  $(\mathbf{x}^0, \mathbf{y}^0, \mathbf{s}^0) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ ,  $\boldsymbol{\mu}^0 = \frac{1}{n}(\mathbf{x}^0)^T \mathbf{s}^0$ . 置  $k := 0$ .

步骤 1 如果  $(\mathbf{x}^k)^T \mathbf{s}^k \leq \epsilon(\mathbf{x}^0)^T \mathbf{s}^0$ , 终止.

步骤 2 通过解方程组(2)获得方向  $(\Delta \mathbf{x}, \Delta \mathbf{y}, \Delta \mathbf{s})$ , 并通过(7)式计算步长  $\tilde{\alpha}^k$ . 令

$$(\mathbf{x}^{k+1}, \mathbf{y}^{k+1}, \mathbf{s}^{k+1}) = (\mathbf{x}(\tilde{\alpha}^k), \mathbf{y}(\tilde{\alpha}^k), \mathbf{s}(\tilde{\alpha}^k))$$

步骤 3 计算  $\boldsymbol{\mu}^{k+1} = \frac{1}{n}(\mathbf{x}^{k+1})^T \mathbf{s}^{k+1}$ , 并置  $k := k + 1$ , 转到步骤 1.

给出下面关于本文算法的两点说明对分析算法的复杂度至关重要.

**注 1** 若  $\{(\mathbf{x}^k, \mathbf{y}^k, \mathbf{s}^k)\}$  是上述算法产生的迭代序列, 则对于  $k \geq 0$ , 有

$$\mathbf{A}\mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{b} = \mathbf{v}^{k+1}(\mathbf{A}\mathbf{x}^0 - \mathbf{b}) \text{ 和 } \mathbf{A}^T \mathbf{y}^{k+1} + \mathbf{s}^{k+1} - \mathbf{c} = \mathbf{v}^{k+1}(\mathbf{y}^0 + \mathbf{s}^0 - \mathbf{c})$$

其中

$$\mathbf{v}^0 = \mathbf{1} \quad \mathbf{v}^{k+1} = (1 - \tilde{\alpha}^k)\mathbf{v}^k = \prod_{i=0}^k (1 - \tilde{\alpha}^i) \in (0, 1]$$

从注 1 易知:

$$\mathbf{v}^k = \frac{\|\mathbf{A}\mathbf{x}^k - \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{A}\mathbf{x}^0 - \mathbf{b}\|} = \frac{\|\mathbf{A}^T \mathbf{y}^k + \mathbf{s}^k - \mathbf{c}\|}{\|\mathbf{A}^T \mathbf{y}^0 + \mathbf{s}^0 - \mathbf{c}\|}$$

这蕴含着  $\mathbf{v}^k$  可以控制在点  $(\mathbf{x}^k, \mathbf{y}^k, \mathbf{s}^k)$  处的不可行性.

另外, 由式(6) 可得:

$$(\mathbf{x}^k)^T \mathbf{s}^k \geq (1 - \tilde{\alpha}^k) (\mathbf{x}^{k-1})^T \mathbf{s}^{k-1} \geq \mathbf{v}^k (\mathbf{x}^0)^T \mathbf{s}^0$$

这能够保证  $(\mathbf{x}^k)^T \mathbf{s}^k$  小于收敛精度时, 不可行也可以小于相同的精度, 等价于: 当  $\frac{(\mathbf{x}^k)^T \mathbf{s}^k}{(\mathbf{x}^0)^T \mathbf{s}^0} \leq \epsilon$  时, 必有

$$\mathbf{v}^k \leq \frac{(\mathbf{x}^k)^T \mathbf{s}^k}{(\mathbf{x}^0)^T \mathbf{s}^0} \leq \epsilon \quad (8)$$

注 2 本文将选取与文献[12] 中相同的初始点.

### 3 复杂性分析

引理 1<sup>[11]</sup> 若  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ , 则

$$\mathbf{e}^T (\tau \mu \mathbf{e} - \mathbf{x}\mathbf{s})^+ \leq \sqrt{n} \beta \tau \mu$$

引理 2<sup>[13]</sup> 若  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ , 则

$$\|\tilde{\mathbf{r}}_c\|^2 \leq (1 + \beta\tau)n\mu$$

其中

$$\tilde{\mathbf{r}}_c = (\mathbf{x}\mathbf{s})^{-\frac{1}{2}} \mathbf{r}_c$$

由于本文使用了与文献[12] 相同的初始点, 故使用同样的证明方法可得下面引理.

引理 3<sup>[12]</sup> 若  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ ,  $\mathbf{p} = (\mathbf{x}^{-1}\mathbf{s})^{\frac{1}{2}}$ , 则

$$\|\Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s}\|_1 \leq \frac{1}{2} [\|\mathbf{p} \Delta \mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{p}^{-1} \Delta \mathbf{s}\|^2] \leq \frac{1}{2} \omega^2 n^2 \mu.$$

引理 4 若  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ ,  $\mathbf{p} = (\mathbf{x}^{-1}\mathbf{s})^{\frac{1}{2}}$ , 则

$$(\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \leq \frac{1}{4} (1 + \beta\tau) \mu n$$

证 在方程(2) 的第三个等式两边同时乘以  $(\mathbf{x}\mathbf{s})^{-\frac{1}{2}}$ , 可得:

$$\begin{aligned} \|\tilde{\mathbf{r}}_c\|^2 &= \|\mathbf{p} \Delta \mathbf{x} + \mathbf{p}^{-1} \Delta \mathbf{s}\|^2 = \|\mathbf{p} \Delta \mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{p}^{-1} \Delta \mathbf{s}\|^2 + 2(\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} = \\ &= \|\mathbf{p} \Delta \mathbf{x} - \mathbf{p}^{-1} \Delta \mathbf{s}\|^2 + 4(\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \geq 4(\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \end{aligned}$$

进一步, 可得:

$$(\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \leq \frac{1}{4} \|\tilde{\mathbf{r}}_c\|^2 \leq \frac{1}{4} (1 + \beta\tau) \mu n$$

其中第二个不等式使用了引理 2.

另外, 使用引理 1 和引理 4 容易获得下面的引理.

引理 5 若  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{s}) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ , 则  $\mu(\alpha)$  在区间  $[0, 1]$  上是单调递减的.

证 对(4) 式两边关于  $\alpha$  求导可得:

$$\begin{aligned} \mu'(\alpha) &= (\tau - 1)\mu + \frac{\sqrt{n} - 1}{n} \mathbf{e}^T (\tau \mu \mathbf{e} - \mathbf{x}\mathbf{s})^+ + \frac{2}{n} \alpha (\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \leq \\ &= (\tau - 1)\mu + \frac{\sqrt{n} - 1}{n} \beta \tau \mu \sqrt{n} + \frac{2}{n} \alpha \frac{1}{4} (1 + \beta\tau) \mu n \leq \\ &= (\tau - 1)\mu + \beta \tau \mu + \frac{1}{2} (1 + \beta\tau) \mu \leq \\ &= \left( \tau + \frac{3}{2} \beta \tau - \frac{1}{2} \right) \mu < 0 \end{aligned}$$

这蕴含着  $\mu(\alpha)$  在区间  $[0, 1]$  上是单调递减的.

**引理 6** 若  $(x, y, s) \in \mathcal{A}(\tau, \beta)$ , 则

$$\gamma_1 \mu \leq \mu(\alpha) \leq \gamma_2 \mu$$

其中

$$\gamma_1 := 1 - (1 - \tau)\alpha - \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2 n \quad \gamma_2 := 1 - (1 - \tau - \beta\tau)\alpha + \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2 n$$

**证** 使用(4)式及引理 3, 可得:

$$\begin{aligned} \mu(\alpha) &= [1 - (1 - \tau)\alpha]\mu + \frac{\sqrt{n} - 1}{n} \alpha e^T (\tau \mu e - \mathbf{x}s)^+ + \frac{1}{n} \alpha^2 \Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s} \geq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu + \frac{1}{n} \alpha^2 \Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s} \geq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu - \frac{1}{n} \alpha^2 \|\Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s}\| \geq \\ &\left[1 - (1 - \tau)\alpha - \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2 n\right]\mu = \gamma_1 \mu \end{aligned}$$

另外, 使用(4)式及引理 1、引理 3 可得:

$$\begin{aligned} \mu(\alpha) &= [1 - (1 - \tau)\alpha]\mu + \frac{\sqrt{n} - 1}{n} \alpha e^T (\tau \mu e - \mathbf{x}s)^+ + \frac{1}{n} \alpha^2 \Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s} \leq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu + \frac{\sqrt{n} - 1}{n} \alpha \sqrt{n} \beta \tau \mu + \frac{1}{n} \alpha^2 \Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s} \leq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu + \alpha \beta \tau \mu + \frac{1}{n} \alpha^2 |\Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s}|_1 \leq \\ &\left[1 - (1 - \tau - \beta\tau)\alpha + \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2 n\right]\mu = \gamma_2 \mu \end{aligned}$$

证毕.

下面, 将寻找满足条件(6)的  $\alpha_f$  的下界.

**引理 7** 若  $(x, y, s) \in \mathcal{A}(\tau, \beta)$ ,  $\alpha_f$  满足条件(6), 则

$$\alpha_f \geq \frac{\beta\tau}{\omega^2 n^{1.5}} := \tilde{\alpha}^0$$

**证** 要证明该引理, 只需要证明在区间  $[0, \tilde{\alpha}^0]$  上,  $\mathbf{x}^T(\alpha)\mathbf{s}(\alpha) \geq (1 - \alpha)\mathbf{x}^T\mathbf{s}$  成立. 为此, 首先证明

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^T(\alpha)\mathbf{s}(\alpha) &= [1 - (1 - \tau)\alpha]\mu n + (\sqrt{n} - 1) \alpha e^T (\tau \mu e - \mathbf{x}s)^+ + \alpha^2 (\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \geq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu n + \alpha^2 (\Delta \mathbf{x})^T \Delta \mathbf{s} \geq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu n - \alpha^2 \|\Delta \mathbf{x} \Delta \mathbf{s}\|_1 \geq \\ &[1 - (1 - \tau)\alpha]\mu n - \frac{1}{2}\omega^2 \alpha^2 \mu n^2 \end{aligned}$$

其中最后一个不等式使用了引理 3.

使用上面的不等式, 可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^T(\alpha)\mathbf{s}(\alpha) - (1 - \alpha)\mathbf{x}^T\mathbf{s} &\geq [1 - (1 - \tau)\alpha]\mu n - \frac{1}{2}\omega^2 \alpha^2 \mu n^2 - (1 - \alpha)\mu n = \\ &\alpha \mu n \left[ \tau - \frac{1}{2}\omega^2 \alpha n \right] \geq \alpha \mu n \left[ \tau - \frac{1}{2} \frac{\beta\tau}{\omega^2 n^{1.5}} \omega^2 n \right] \geq \\ &\alpha \tau \mu n \left[ 1 - \frac{1}{2n^{0.5}} \beta \right] \geq 0 \end{aligned}$$

证毕.

为了找到最大迭代步长  $\tilde{\alpha}$  的下界, 首先需要给出下列引理.

**引理 8**<sup>[13]</sup> 若  $(x, y, s) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ , 则:

如果  $\alpha \geq \frac{1}{\sqrt{n}}$ , 则

$$\|(\tau\mu(\alpha)e - xs - ar_c)^+\| = 0$$

如果  $\alpha < \frac{1}{\sqrt{n}}$ , 则

$$\|(\tau\mu(\alpha)e - xs - ar_c)^+\| \leq (1 - \alpha\sqrt{n})\beta\tau\mu(\alpha)$$

**引理 9** 若  $(x, y, s) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ ,  $\tilde{\alpha}$  满足条件(7), 则  $\tilde{\alpha} \geq \tilde{\alpha}^0$ .

**证** 为了证明  $\|(\tau\mu(\alpha)e - x(\alpha)s(\alpha))^+\| \leq \beta\tau\mu(\alpha)$ , 首先, 需要对不等式的左边进行放大, 可得:

$$\begin{aligned} \|(\tau\mu(\alpha)e - x(\alpha)s(\alpha))^+\| &= \|(\tau\mu(\alpha)e - xs - ar_c - \alpha^2\Delta x\Delta s)^+\| \leq \\ &\|(\tau\mu(\alpha)e - xs - ar_c)^+\| + \alpha^2\|\Delta x\Delta s\| \leq \\ &(1 - \alpha\sqrt{n})\beta\tau\mu(\alpha) + \alpha^2\|\Delta x\Delta s\|_1 \leq \\ &(1 - \alpha\sqrt{n})\beta\tau\mu(\alpha) + \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2n^2\mu \end{aligned}$$

其中第一个不等式使用了文献[11]的注解 3.1, 第二、第三个不等式分别使用了引理 8、引理 3.

构造一个函数  $f(\alpha)$ , 将该引理的证明转化为证明  $f(\alpha) \leq 0$  即可, 其中

$$\begin{aligned} f(\alpha) &= (1 - \alpha\sqrt{n})\beta\tau\mu(\alpha) + \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2n^2\mu - \beta\tau\mu(\alpha) = \\ &\frac{1}{2}\alpha^2\omega^2n^2\mu - \alpha\sqrt{n}\beta\tau\mu(\alpha) \end{aligned}$$

使用引理 6 以及  $\beta \leq \frac{1}{2}$ ,  $\tau \leq \frac{1}{4}$ ,  $\omega \geq 6$ , 可得:

$$\begin{aligned} f(\alpha) &\leq \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2n^2\mu - \alpha\sqrt{n}\beta\tau\left[1 - (1 - \tau)\alpha - \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2n\right]\mu \leq \\ &\frac{1}{2}\alpha\mu\sqrt{n}\left[\alpha\omega^2n^{1.5} + \beta\tau(2(1 - \tau)\alpha + \alpha^2\omega^2n - 2)\right] \leq \\ &\frac{1}{2}\alpha\mu\sqrt{n}\left[\beta\tau + \beta\tau\left(\frac{2(1 - \tau)\beta\tau}{\omega^2n^{1.5}} + \frac{\beta^2\tau^2}{\omega^2n^2} - 2\right)\right] \leq \\ &\frac{1}{2}\beta\tau\alpha\mu\sqrt{n}\left[1 + \frac{2(1 - \tau)\beta\tau}{\omega^2n^{1.5}} + \frac{\beta^2\tau^2}{\omega^2n^2} - 2\right] \leq \\ &\frac{1}{2}\beta\tau\alpha\mu\sqrt{n}\left(1 + \frac{1}{12^2} + \frac{1}{48^2} - 2\right) \leq 0 \end{aligned}$$

引理证毕.

下面给出算法的多项式复杂度.

**定理 1** 让  $(x^0, y^0, s^0) \in \mathcal{N}(\tau, \beta)$ ,  $\tau \leq \frac{1}{4}$ ,  $\beta \leq \frac{1}{2}$ , 则本文的算法至多需要  $O(n^{1.5}L)$  次迭代停止,

其中

$$L = \frac{\log\left(\frac{(x^0)^T s^0}{\epsilon}\right)}{\eta}$$

**证** 由算法的终止条件步骤 1 及引理 6, 可得:

$$\begin{aligned} (x^k)^T s^k &\leq \gamma_2^k n\mu_0 \leq \left[1 - (1 - \tau - \beta\tau)\alpha + \frac{1}{2}\alpha^2\omega^2n\right]^k n\mu_0 \leq \\ &\left[1 - (1 - \tau - \beta\tau)\tilde{\alpha}^0 + \frac{1}{2}(\tilde{\alpha}^0)^2\omega^2n\right]^k n\mu_0 \leq \end{aligned}$$

$$\left[1 - \left(1 - \tau - \frac{3}{2}\beta\tau\right) \frac{\beta\tau}{\omega^2 n^{1.5}}\right]^k n\mu_0 \leqslant$$

$$(1 - \xi)^k n\mu_0 \leqslant \varepsilon$$

其中第三个不等式使用了引理 5,

$$\xi := \frac{\eta}{n^{1.5}} \quad \eta := \left(1 - \tau - \frac{3}{2}\beta\tau\right) \frac{\beta\tau}{\omega^2}$$

又由于  $n\mu_0 = (\mathbf{x}^0)^\top \mathbf{s}^0$ ,  $\log(1 - \alpha) \leqslant -\alpha$ , 容易证明

$$k \geqslant \frac{1}{\xi} \log\left(\frac{(\mathbf{x}^0)^\top \mathbf{s}^0}{\varepsilon}\right) = \frac{n^{1.5}}{\eta} \log\left(\frac{(\mathbf{x}^0)^\top \mathbf{s}^0}{\varepsilon}\right)$$

另外, 当  $k \geqslant \frac{n^{1.5}}{\eta} \log\left(\frac{(\mathbf{x}^0)^\top \mathbf{s}^0}{\varepsilon}\right)$  时, 使用(8)式可得:

$$\nu^k = \frac{\|\mathbf{A}\mathbf{x}^k - \mathbf{b}\|}{\|\mathbf{A}\mathbf{x}^0 - \mathbf{b}\|} = \frac{\|\mathbf{A}^\top \mathbf{y}^k + \mathbf{s}^k - \mathbf{c}\|}{\|\mathbf{A}^\top \mathbf{y}^0 + \mathbf{s}^0 - \mathbf{c}\|} \leqslant \frac{(\mathbf{x}^k)^\top \mathbf{s}^k}{(\mathbf{x}^0)^\top \mathbf{s}^0} \leqslant \varepsilon$$

所以, 算法至多需要  $O(n^{1.5}L)$  次迭代停止.

## 4 数值试验

用本文算法(算法 1)和文献[6](算法 2)对文献[14]中给出的线性规划进行测试. 用 MATLAB R2011b 编程并在 Intel Core i3 PC (3.00GHz), 2GB 内存下运行. 最终的测试结果见表 1. 从表 1 中容易发现: 本文提出的算法在迭代次数和时间上均要优于文献[6]中提出的算法, 尤其是对于大规模问题, 这种优势更明显.

表 1 线性规划

| 问题       | $m$   | $n$   | 算 法 1   |      |              | 算 法 2   |      |              |
|----------|-------|-------|---------|------|--------------|---------|------|--------------|
|          |       |       | 时间/s    | 次数/次 | 对偶间隙         | 时间/s    | 次数/次 | 对偶间隙         |
| adlittle | 56    | 138   | 0.031 2 | 25   | 7.734 7e-006 | 0.124 8 | 35   | 3.277 8e-008 |
| blend    | 74    | 114   | 0.015 6 | 23   | 1.653 6e-010 | 0.046 8 | 30   | 4.108 7e-008 |
| bandm    | 305   | 472   | 0.218 4 | 39   | 1.095 7e-008 | 1.201 2 | 50   | 2.992 7e-007 |
| beaconfd | 173   | 295   | 0.218 4 | 23   | 1.095 7e-008 | 1.201 2 | 40   | 2.992 7e-007 |
| e226     | 223   | 472   | 0.156 0 | 43   | 6.038 6e-010 | 0.421 2 | 61   | 4.904 0e-007 |
| fitlp    | 627   | 1 677 | 1.934 4 | 38   | 8.709 9e-008 | 7.644 0 | 60   | 1.140 3e-008 |
| scsd6    | 147   | 1 350 | 0.031 2 | 22   | 1.128 0e-009 | 0.265 2 | 42   | 1.203 2e-007 |
| scsd8    | 397   | 2 750 | 0.468 0 | 21   | 4.243 4e-009 | 0.499 2 | 43   | 2.145 5e-007 |
| sc105    | 105   | 163   | 0.015 6 | 22   | 1.061 1e-007 | 0.046 8 | 32   | 5.491 5e-007 |
| scfxm3   | 990   | 1 800 | 0.546 0 | 56   | 4.411 1e-006 | 1.809 6 | 76   | 1.211 2e-008 |
| share2b  | 96    | 162   | 0.015 6 | 23   | 6.898 2e-009 | 0.062 4 | 33   | 3.839 3e-010 |
| woodw    | 1 098 | 8 418 | 2.745 6 | 57   | 2.432 6e-012 | 9.750 1 | 93   | 6.508 2e-011 |

## 参考文献:

- [1] KARMARKAR N. A New Polynomial-Time Algorithm for Linear Programming [J]. *Combinatorica*, 1984, 4(2): 302-311.
- [2] LUSTIG I J. Feasibility Issues in a Primal-Dual Interior-Method for Linear Programming [J]. *Math Program*, 1991, 49(1-3): 145-162.
- [3] MASAKAZU K, NIMROD M, SHINJI M. A Primal-Dual Infeasible-Interior-Point Algorithm for Linear Programming [J]. *Math Program*, 1993, 61(1-3): 263-280.
- [4] ZHANG Y. On the Convergence of a Class of Infeasible Interior-Point Method for the Horizontal Linear Complementarity Problem [J]. *SIAM J Optim*, 1994, 4(1): 208-227.
- [5] MIZUNO S. Polynomiality of Infeasible-Interior-Point Algorithms for Linear Programming [J]. *Math Program*, 1994,

67(1-3): 109-119.

- [6] POTRA F A. An Infeasible-Interior-Point Predictor-Corrector Algorithm for Linear Programming [J]. *SIAM J Optim.*, 1996, 6(1): 19-32.
- [7] POTRA F A. A Quadratically Convergent Predictor-Corrector Method for Solving Linear Programs from Infeasible Starting Points [J]. *Math Program.*, 1994, 67(1-3): 383-406.
- [8] KOJIMA M, NOMA T S, YOSHISE A. Global Convergence in Infeasible-Interior-Point Algorithms [J]. *Math Program.*, 1994, 65(1-3): 43-72.
- [9] WRIGHT S J. *Primal-Dual Interior-Point Methods* [M]. Philadelphia: SIAM Publications, 1997.
- [10] YE Y. *Interior Point Algorithms: Theory and Analysis* [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, 2011.
- [11] AI W, ZHANG S. An  $O(\sqrt{n}L)$ -Iteration Primal-Dual Path-Following Method, Based on Wide Neighborhoods and Large Updates, for Monotone LCP [J]. *SIAM J Optim.*, 2005, 16(2): 400-417.
- [12] YANG X, ZHANG Y, LIU H. A Wide Neighborhood Infeasible-Interior-Point Method with Arc-Search for Linear Programming [J]. *J App Math Comput.*, 2016, 51(1-2): 209-225.
- [13] 杨喜美, 刘红卫, 张因奎. 带有新的迭代格式的内点算法 [J]. *应用数学与力学*, 2014, 35(9): 1063-1070.
- [14] BROWNE S, DONGARRA J, GROSSE E, et al. The Netlib Mathematical Software Repository [CP/OL]. (1995-09-15) [2015-06-10]. <http://www.dlib.org/dlib/september95/netlib/09browne.html>.

## A Wide Neighborhood Infeasible-Interior-Point Method for Linear Programming

YAN Xi-mei, ZHANG Yin-kui, PEI Yong-gang

*Henan Normal University College of Mathematics and Information Science, Xinxiang Henan 453007, China*

**Abstract:** In this paper, we propose a wide neighborhood infeasible-interior-point method for linear programming. The characteristics of the proposed algorithm are as follows: on the one hand, the proposed algorithm is based on a wide neighborhood and has a good calculation results, which is showed by the experiments. On the other hand, by analyzing, we achieve the iteration complexity  $O(n^{1.5}L)$  for the proposed algorithm, which is the best complexity result for a wide neighborhood infeasible-interior-point method.

**Key words:** linear programming; infeasible-interior-point method; wide neighborhood; polynomial complexity

责任编辑 张 枸

