最优性条件

$$\begin{cases}
Ax = b, \\
A^{\top}y + s = c, \\
x \ge 0, \quad s \ge 0, \quad x^{\top}s = 0,
\end{cases}$$
(2.5.1)

注意到: 在最优性条件(2.5.1)中, $x \ge 0$, $s \ge 0$, $x^T s = 0$ 当且仅当对任意的 $i \in \{1, 2, ..., n\}$ 都有 $x_i \ge 0$, $s_i \ge 0$, $x_i s_i = 0$. 因此, 最优性条件(2.5.1)等价地可表示为:

$$\begin{cases} Ax = b, \\ A^{\top}y + s = c, \\ x_i \ge 0, \quad s_i \ge 0, \quad (x_i)^{\top}s_i = 0, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}. \end{cases}$$

若存在函数 $\phi: \mathbb{R}^2 \to \mathbb{R}$ 使得

$$\phi(a,b) = 0 \quad \Longleftrightarrow \quad a \ge 0, b \ge 0, ab = 0,$$

则最优性条件(2.5.1)可等价地转化为方程组.

定义函数

$$\phi(a,b) = a + b - \sqrt{(a-b)^2}, \quad \forall (a,b) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}.$$

则容易证明: $\phi(a,b) = 0$ 当且仅当 $a \ge 0, b \ge 0, ab = 0$. 则最优性条件(2.5.1)等价地可表示为:

$$F(x, y, s) := \begin{pmatrix} Ax - b \\ A^{\top}y + s - c \\ \phi(x_1, s_1) \\ \vdots \\ \phi(x_n, s_n) \end{pmatrix} = 0.$$
 (2.6.1)

这表明:可通过求解方程组F(x,y,s) = 0来求解原线性规划问题(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的最优解. 然而, 虽然函数 $\phi(\cdot,\cdot)$ 是连续的, 但它不是可微的, 经典的牛顿法不能直接应用于求解方程组F(x,y,s) = 0. 为了能够应用牛顿法求解方程组F(x,y,s) = 0, 需要对函数 $\phi(\cdot,\cdot)$ 进行光滑化. 下面将介绍一类光滑化技术.

任给参数 $\mu > 0$, 定义函数

$$\phi_{\mu}(a,b) = a + b - \sqrt{(a-b)^2 + 4\mu^2}, \quad \forall (a,b) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}.$$
 (2.6.2)

易知: 函数 $\phi_{\mu}(\cdot,\cdot)$ 是无穷次连续可微的, 称 $\phi_{\mu}(\cdot,\cdot)$ 为 $\phi(\cdot,\cdot)$ 的光滑逼近函数, 简称 $\phi_{\mu}(\cdot,\cdot)$ 为光滑函数. 定义函数

$$\Phi_{\mu}(x,s) = \begin{pmatrix} \phi_{\mu}(x_{1},s_{1}) \\ \vdots \\ \phi_{\mu}(x_{n},s_{n}) \end{pmatrix} \quad \text{fil} \quad F_{\mu}(x,y,s) = \begin{pmatrix} Ax - b \\ A^{T}y + s - c \\ \Phi_{\mu}(x,s) \end{pmatrix}. (2.6.3)$$

则(x,y,s)是(2.2.9)和(2.2.10)的最优解当且仅当

$$F_{\mu}(x, y, s) = 0$$
 and $\mu = 0$.

容易得到: 函数 $F_{\mu}(x,y,s)$ 连续可微, 并且它的Jacobi矩阵为

$$F'_{\mu}(x, y, s) = \begin{pmatrix} A & 0 & 0 \\ 0 & A^{\top} & I \\ \partial_{x} \Phi_{\mu}(x, s) & 0 & \partial_{s} \Phi_{\mu}(x, s) \end{pmatrix}, \qquad (2.6.4)$$

其中, $I \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是单位矩阵, 且

$$\partial_x \Phi_{\mu}(x, s) = \operatorname{diag} \left\{ 1 - \frac{x_i - s_i}{\sqrt{(x_i - s_i)^2 + 4\mu^2}} \, \middle| \, i \in \{1, 2, \dots, n\} \right\},$$

$$\partial_s \Phi_{\mu}(x, s) = \operatorname{diag} \left\{ 1 + \frac{x_i - s_i}{\sqrt{(x_i - s_i)^2 + 4\mu^2}} \, \middle| \, i \in \{1, 2, \dots, n\} \right\}.$$

特别地, 类似于引理2.5.1的证明可得: 当系数矩阵A行满秩时,则 (2.6.4)式中的雅可比矩阵是可逆的. 因此, 人们可以用以下方法来求解原线性规划问题(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的最优解: 用牛顿型方法迭代求解方程组 $F_{\mu}(x,y,s) = 0$ 并且在迭代的过程中不断地降低 μ 值, 使其趋于零. 具体算法如下:

算法 2.6.1 (非内部连续化算法) 选择参数 $\delta, \gamma, \sigma \in (0,1)$ 及 $\mu_0 \in (0,\infty)$. 取 $x^0 \in \mathbb{R}^n$ 并使得 $Ax^0 = b$. 取 $y^0 \in \mathbb{R}^m$,并置 $s^0 := c - A^{\mathsf{T}}y^0$ 且 $w^0 := (x^0, y^0, s^0)$. 选择 β 使得 $\beta \geq 2\sqrt{n}$ 且 $\|F_{\mu_0}(w^0)\| \leq \beta\mu_0$. 置k := 0.

步1 如果 $F_0(w^k) = 0$, 算法终止.

步2 如果 $F_{\mu_k}(w^k) = 0$,那么置 $w^{k+1} := w^k \mathcal{A} \theta_k := 1$,转步4;否则,令 $\Delta w^k := (\Delta x^k, \Delta y^k, \Delta s^k) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n$ 是下述方程组的解:

$$F'_{\mu_k}(w^k)\Delta w^k = -F_{\mu_k}(w^k). \tag{2.6.5}$$

步3 令 θ_k 是 $\{1,\delta,\delta^2,\cdots\}$ 中使得下述不等式成立的最大值:

$$||F_{\mu_k}(w^k + \theta_k \Delta w^k)|| \le [1 - \sigma \theta_k] \beta \mu_k.$$
 (2.6.6)

置 $w^{k+1} := w^k + \theta_k \Delta w^k$. 若 $F_0(w^{k+1}) = 0$, 则算法终止; 否则, 转步4.

步4 置

$$\hat{\mu}_k := \left(1 - \frac{1}{1 + \sqrt{2}} \sigma \theta_k\right) \mu_k. \tag{2.6.7}$$

 ϕ_{η_k} 是 $\{1, \gamma, \gamma^2, \cdots\}$ 中使得下述不等式成立的最小值:

$$||F_{\eta_k\hat{\mu}_k}(w^{k+1})|| \le \beta \eta_k \hat{\mu}_k.$$
 (2.6.8)

设κ表示迭代指标集. 构造两个集合:

$$\mathcal{K}_1 := \{k \in \mathcal{K} \mid F_{\mu_k}(w^k) = 0\}$$
 $\mathcal{K}_2 := \{k \in \mathcal{K} \mid F_{\mu_k}(w^k) \neq 0\}(2.6.9)$

那么, $\mathcal{K}_1 \cup \mathcal{K}_2 = \mathcal{K} \perp \mathcal{K}_1 \cap \mathcal{K}_2 = \emptyset$. 因此, 对任意的 $k \in \mathcal{K}$, 有 $k \in \mathcal{K}_1$ 或者 $k \in \mathcal{K}_2$.

引理 2.6.1 令假设2.5.1中条件(b)成立. 那么算法2.6.1是适定的. 如果序列 $\{(x^k, y^k, s^k)\}$ 是由算法2.6.1产生的迭代序列, 那么下面结论成立.

- 数列 $\{\mu_k\}$ 是单调下降的且对任意的 $k \in \mathcal{K}$ 有 $\mu_k > 0$.
- 对任意的 $k \in \mathcal{K}$, 有 $\|F_{\mu_k}(w^k)\| \leq \beta \mu_k$.
- 对任意的 $k \in \mathcal{K}_2$, 有 $Ax^k = b \coprod A^{\top} y^k + s^k = c$, 其中 \mathcal{K}_2 由(2.6.9)式 定义.

首先考虑算法2.6.1的全局收敛性. 定义光滑路径的邻域:

$$\mathcal{N}(\beta,\mu) := \{ w = (x, y, s) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n \mid ||F_{\mu}(w)|| \le \beta \mu \},$$

其中 $\mu > 0$, 且 $\beta > 0$ 是邻域的宽度. 那么, $\mu \in (0, \mu_0]$ 的邻域片被定义为

$$\mathcal{N}(\beta, (0, \mu_0)) := \{ w \in \mathcal{N}(\beta, \mu) \mid \mu \in (0, \mu_0) \}. \tag{2.6.10}$$

本节使用下述假设条件.

假设 2.6.1 假设(2.6.10)式定义的邻域片是有界的.

这一假设在非内部连续化算法中是基本的条件.事实上,大 多数在文献中使用的相关假设是这一假设的充分条件.

引理 2.6.2 令假设2.5.1中的条件(b)和假设2.6.1条件成立, 且算法2.6.1产生的无穷迭代序列为 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$. 那么, $\lim_{k \to \infty} \mu_k = 0$.

算法2.6.1的全局收敛性结论如下.

定理 2.6.1 令假设2.5.1中的条件(b)和假设2.6.1条件成立, 且算法(2.6.1)产生的无穷迭代序列为 $\{\mu_k, w^k\}_{k \in \mathcal{K}}$. 那么, 序列 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$ 是有界的, 且序列 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$ 的每个聚点 $(\mu_*, w^*) := (\mu_*, x^*, y^*, s^*) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n$ 满足 $\mu_* = 0$ 并且 w^* 是最优性条件(2.5.1)的一个解.

下面考虑算法的全局线性收敛性. 需要使用如下假设.

假设 2.6.2 令序列 $\{\mu_k\}_{k\in\mathcal{K}}$ 和 $\{\Delta w^k\}_{k\in\mathcal{K}_2}$ 由算法2.6.1产生,其中 \mathcal{K}_2 由(2.6.9)式定义. 那么,存在一个常数C>0使得对所有的 $k\in\mathcal{K}_2$,有 $\|\Delta w^k\|\leq C\mu_k$.

这一假设弱于文献中相关的假设条件(见文献[16]).

对任意的 $\mu \in \mathbb{R}$ 和 $c := (a,b) \in \mathbb{R}^2$, 令 $\nabla_c \phi(\mu,c) := \nabla_{(a,b)} \phi(\mu,a,b)$, 它表示 ϕ 相对于变量a和b的梯度. 令 $\{\Delta w^k\}_{k \in \mathcal{K}_2}$ 由算法2.6.1 产生, 其中 \mathcal{K}_2 由(2.6.9)式定义. 记

 $\widetilde{\Delta w}_i^k := ((\Delta x^k)_i, (\Delta s^k)_i)^\top, \quad \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}, \quad \forall k \in \mathcal{K}_2.$

引理 2.6.3 令函数 ϕ 由(2.6.2)式定义,序列 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$ 和 $\{\Delta w^k\}_{k \in \mathcal{K}_2}$ 由算法2.6.1产生,其中指标集 \mathcal{K}_2 由(2.6.9)式定义.那么对任意的 $i \in \{1,2,\ldots,n\}, k \in \mathcal{K}_2$ 和 $\alpha \in [0,1)$,有

$$\left| \phi(\mu_k, \tilde{w}_i^k + \alpha \widetilde{\triangle w}_i^k) - \phi(\mu_k, \tilde{w}_i^k) - \alpha \nabla_{\tilde{w}_i^k} \phi(\mu_k, \tilde{w}_i^k)^{\top} \widetilde{\triangle w}_i^k \right| \leq \frac{\alpha^2}{\mu_k} ||\widetilde{\triangle w}_i^k||^2.$$

算法2.6.1的全局线性收敛性结论如下.

定理 2.6.2 令假设2.5.1中的条件(b), 假设2.6.1以及假设2.6.2条件成立, 且 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$ 为由算法2.6.1产生的无穷迭代序列. 那么, 存在常数 $\check{C} \in (0,1)$ 使得对任意的 $k \in \mathcal{K}$, 有 $\mu_{k+1} \leq \check{C}\mu_k$.

下面考虑算法的局部二次收敛性. 令(μ_* , w^*) := (μ_* , x^* , y^* , s^*) 为算法2.6.1所产生迭代序列的聚点, 那么 μ_* = 0且 w^* 是线性规划问题(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的最优解, 做如下假设.

假设 2.6.3 w^* 是线性规划问题(2.2.9)和对偶线性规划(2.2.10)的 严格互补最优解, 即: $x^* + s^* > 0$.

如果假设2.6.3成立, 那么假设2.6.2成立(见文献[16]).

引理 2.6.4 令无穷序列 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$ 和 $\{\Delta w^k\}_{k \in \mathcal{K}_2}$ 由算法2.6.1产生,其中 \mathcal{K}_2 由(2.6.9)式定义. 如果假设2.5.1中的条件(b), 假设2.6.1和假设2.6.3条件成立, 那么对所有充分大的 $k \in \mathcal{K}_2$, 有 $\theta^k = 1$, 其中 θ_k 由算法2.6.1的第3步定义.

定理 2.6.3 令假设2.5.1中的条件(b), 假设2.6.1以及假设2.6.3条件成立, 且 $\{(\mu_k, w^k)\}_{k \in \mathcal{K}}$ 为由算法2.6.1 产生的无穷迭代序列. 那么,

$$\mu_{k+1} = O(\mu_k^2).$$

2.6线性规划的非内部连续化算法—作业

2.20 证明以下两个命题:

(1) 如果定义函数

$$\phi(a,b) = a + b - \sqrt{a^2 + b^2}, \quad \forall (a,b) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}.$$

那么 $\phi(a,b) = 0$ 当且仅当 $a \ge 0, b \ge 0, ab = 0.$

(2) 如果定义函数

$$\phi(\mu, a, b) = a + b - \sqrt{a^2 + b^2 + 2\mu^2}, \quad \forall (\mu, a, b) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}.$$
那么 $\phi(\mu, a, b) = 0$ 当且仅当 $a \ge 0, b \ge 0, ab = \mu.$