

第一章

1.1 （分派问题）设有 n 种不同规格的零件要分派在 n 台不同性能的机床上进行加工，每种零件分派且仅分派在一台机床上加工，每台机床有且仅有一个零件分派在它上加工，设产品 i 在机床 j 上加工时的工时定额为 d_{ij} 。问这 n 种零件应各分派给哪一台机床加工，才能使总加工时间最少？

解：设变量 $x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{当零件 } i \text{ 分派在机床 } j \text{ 上加工时,} \\ 0, & \text{当零件 } i \text{ 不分派在机床 } j \text{ 上加工;} \end{cases}$

则总加工时间为 $t = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij} d_{ij}$ ，同时应满足 $\sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1$ ；其中 $i, j = 1 \sim n$ 。

该问题的数学模型为

$$\begin{cases} \min & t = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij} d_{ij}, \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^n x_{ij} = 1, i = 1 \sim n, \\ & \sum_{j=1}^n x_{ij} = 1, j = 1 \sim n. \end{cases}$$

第二章

2.1 求函数 $f(x, y) = 3axy - x^3 - y^3$ ($a > 0$) 的驻点，极值点和鞍点。

解：由 $\begin{cases} f'_x = 3ay - 3x^2 = 0 \\ f'_y = 3ax - 3y^2 = 0 \end{cases} \Rightarrow$ 函数的驻点为 $(x_0, y_0) = (a, a)$, $(x_1, y_1) = (0, 0)$ ；

又函数的 Hesse 矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} f''_{xx} & f''_{xy} \\ f''_{yx} & f''_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -6x & 3a \\ 3a & -6y \end{bmatrix}, \text{ 其中 } a > 0;$$

$$\text{在点 } (x_0, y_0) = (a, a) \text{ 处, } \det H = \begin{vmatrix} -6a & 3a \\ 3a & -6a \end{vmatrix} = 27a^2 > 0,$$

\therefore 由 $-6a < 0$ 知，点 $(x_0, y_0) = (a, a)$ 是 $f(x, y)$ 的极大值点；

$$\text{在点 } (x_1, y_1) = (0, 0) \text{ 处, } \det H = \begin{vmatrix} 0 & 3a \\ 3a & 0 \end{vmatrix} = -9a^2 < 0,$$

\therefore 点 $(x_1, y_1) = (0, 0)$ 是函数 $f(x, y)$ 的鞍点。

2.2 试证函数 $F(x, y) = (x, 1-x) \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y \\ 1-y \end{pmatrix}$ 无极值点，只有一个鞍点，其中 $a+d-b-c \neq 0$ 。

证明：由 $\begin{cases} F'_x = (a+d-b-c)y + b-d = 0 \\ F'_y = (a+d-b-c)x + c-d = 0 \end{cases} \Rightarrow (x_0, y_0) = \left(\frac{c-d}{a+d-b-c}, \frac{b-d}{a+d-b-c} \right);$

$$\text{又 } \det H(x_0, y_0) = \begin{vmatrix} 0 & a+d-b-c \\ a+d-b-c & 0 \end{vmatrix} = -(a+d-b-c)^2 < 0,$$

\therefore 函数 $F(x, y)$ 无极值点，只有一个鞍点 (x_0, y_0) 。

2.3 求函数 $f(x_1, x_2) = (x_1 - x_2^2)^2$ 的极值点，是否是严格的极值点？

解：由 $\begin{cases} f'_{x_1} = 2(x_1 - x_2^2) = 0 \\ f'_{x_2} = -4x_2(x_1 - x_2^2) = 0 \end{cases}$ 得 $(x_{10}, x_{20}) = (C^2, C)$ ，其中 C 为任意常数；

$$\text{又 } f''_{x_1 x_1}(x_{10}, x_{20}) = 2 > 0, \quad \det H(x_{10}, x_{20}) = -8C^2 + 8C^2 = 0;$$

\therefore 点 (C^2, C) 为 $f(x_1, x_2)$ 的极大值，但不是严格极值点。

2.4 讨论参数 a 为何值时，点 $(0, 0, 0)$ 为函数 $f(x_1, x_2, x_3) = ax_1^2 e^{x_2} + x_2^2 e^{x_3} + x_3^2 e^{x_1}$ 的极值点，是极大值点或极小值点或鞍点？

解：由 $f(x_1, x_2, x_3) = ax_1^2 e^{x_2} + x_2^2 e^{x_3} + x_3^2 e^{x_1}$ 知其在点 $(0, 0, 0)$ 处的 Hesse 矩阵为：

$$H(0, 0, 0) = \begin{bmatrix} 2a & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix};$$

当 $a > 0$ 时，由 $\det H(0, 0, 0) = 8a > 0$ 知点 $(0, 0, 0)$ 为函数的极小值点；

当 $a = 0$ 时，无法判断；

当 $a < 0$ 时，由 $\det H(0, 0, 0) = 8a < 0$ 知点 $(0, 0, 0)$ 为函数的鞍点。

2.5 在半径为 R 的已知圆的一切内接三角形中，求出其面积最大者。

解：三角形面积最大时一定为等腰三角形（高最大时过圆心）。

则 $S = h \cdot \sqrt{R^2 - (h - R)^2}$ ，其中 h 为三角形的高， $R \leq h < 2R$ 。

由 $S' = \sqrt{R^2 - (h - R)^2} + \frac{h(R - h)}{\sqrt{R^2 - (h - R)^2}} = 0$ 得 $h = 1.5R$ ；

又 $S''|_{h=1.5R} < 0$ ， $\therefore h = 1.5R$ 为 S 的最大值点， $S_{\max} = \frac{3}{4}\sqrt{3}R^2$ ；

\therefore 面积最大的三角形是底为 $\sqrt{3}R$ ，高为 $1.5R$ 的等腰三角形（正三角形）。

2.9 设 $x = (x_1, x_2, x_3)^T$ ， $A = (a_{ij})_{3 \times 3}$ ， $A^T = A$ ，试直接展开 $f(x) = x^T Ax$ ，然后验证 $\nabla f(x) = 2Ax$ 。

$$\begin{aligned} \text{解： } f(x) &= x^T Ax = (x_1, x_2, x_3) \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \\ &= x_1(a_{11}x_1 + a_{21}x_2 + a_{31}x_3) + x_2(a_{12}x_1 + a_{22}x_2 + a_{32}x_3) + x_3(a_{13}x_1 + a_{23}x_2 + a_{33}x_3) \end{aligned}$$

由于 $A^T = A$ ， $\therefore f(x) = a_{11}x_1^2 + 2a_{12}x_1x_2 + 2a_{13}x_1x_3 + a_{22}x_2^2 + 2a_{23}x_2x_3 + a_{33}x_3^2$

$$\begin{aligned} \therefore \nabla f(x) &= \begin{pmatrix} 2a_{11}x_1 + 2a_{12}x_2 + 2a_{13}x_3 \\ 2a_{21}x_1 + 2a_{22}x_2 + 2a_{23}x_3 \\ 2a_{31}x_1 + 2a_{32}x_2 + 2a_{33}x_3 \end{pmatrix} = 2 \cdot \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \\ &= 2Ax。 \end{aligned}$$

2.10 试证 $\nabla(\lambda^T Gx) = G^T \lambda$ ， λ ， x 为 n 维列向量， G 为 $n \times n$ 矩阵。

$$\begin{aligned} \text{证明： } \because \lambda^T Gx &= (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \begin{bmatrix} g_{11} & g_{12} & \cdots & g_{1n} \\ g_{21} & g_{22} & \cdots & g_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{n1} & g_{n2} & \cdots & g_{nn} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= x_1 \sum_{i=1}^n \lambda_i g_{i1} + x_2 \sum_{i=1}^n \lambda_i g_{i2} + \cdots + x_n \sum_{i=1}^n \lambda_i g_{in} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \therefore \nabla(\lambda^T Gx) &= \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \lambda_i g_{i1} \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i g_{i2} \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i g_{in} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} g_{11} & g_{21} & \cdots & g_{n1} \\ g_{12} & g_{22} & \cdots & g_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{1n} & g_{2n} & \cdots & g_{nn} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \end{pmatrix} \\ &= G^T \lambda, \text{ 得证。} \end{aligned}$$

2.11 设 $f(x)$ 在点 x^0 的泰勒展开式为

$$f(x) = f(x^0) + (x - x^0)^T \nabla f(x^0) + \frac{1}{2} (x - x^0)^T \nabla^2 f(x^0) (x - x^0), \text{ 试证:}$$

$$\nabla f(x) = \nabla f(x^0) + \nabla^2 f(x^0) (x - x^0)。$$

证明: 对 n 阶矩阵 A , 由

$$x^T A = (x_1, x_2, \dots, x_n) \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} = \left(\sum_{i=1}^n a_{i1} x_i, \sum_{i=1}^n a_{i2} x_i, \dots, \sum_{i=1}^n a_{in} x_i \right),$$

$$\text{可知 } \nabla(x^T A) = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} = A;$$

$$\text{又由教材式 2-4 知 } \nabla(x^T A x) = 2Ax;$$

$$\text{则由于 } f(x) = f(x^0) + (x - x^0)^T \nabla f(x^0) + \frac{1}{2} (x - x^0)^T \nabla^2 f(x^0) (x - x^0),$$

$$\therefore \nabla f(x) = \nabla f(x^0) + \nabla^2 f(x^0) (x - x^0), \text{ 得证。}$$

2.12 试证 $\nabla \|Ax\|^2 = 2A^T Ax$ 。

$$\text{证明: } \because \|Ax\|^2 = (Ax)^T (Ax) = x^T (A^T A)x,$$

$$\therefore \text{由式 2-4 中 } \nabla(x^T A x) = 2Ax \text{ 可得 } \nabla \|Ax\|^2 = 2A^T Ax, \text{ 命题得证。}$$

2.13 试证 $\nabla \|Ax - b\|^2 = 2A^T(Ax - b)$ 。

证明： $\because \|Ax - b\|^2 = (Ax - b)^T (Ax - b) = x^T (A^T A)x - x^T A^T b - b^T Ax + b^T b$,

由式 2-4 可得 $\nabla (x^T (A^T A)x) = 2A^T Ax$;

运用上 2.11 的结论 $\nabla (x^T A) = A$ 有 $\nabla (x^T A^T b) = A^T b$;

又式 2-2 中 $\nabla (b^T x) = b$ 可得 $\nabla (b^T Ax) = A^T b$;

$$\begin{aligned} \therefore \nabla \|Ax - b\|^2 &= 2A^T Ax - A^T b - A^T b \\ &= 2A^T (Ax - b), \text{ 得证。} \end{aligned}$$

2.14 设 $A_{n \times n}$, $A^T \neq A$, 试证 $\nabla (x^T Ax) = Ax + A^T x$ 。

$$\begin{aligned} \text{证明： } \because x^T Ax &= (x_1, x_2, \dots, x_n) \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j \\ &= x_k \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n a_{kj} x_j + x_k \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n a_{ik} x_i + a_{kk} x_k^2 \quad (k=1 \sim n) \\ \therefore \nabla (x^T Ax) &= \begin{pmatrix} \sum_{j=2}^n a_{1j} x_j + \sum_{i=2}^n a_{i1} x_i + 2a_{11} x_1 \\ \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq 2}}^n a_{i2} x_i + 2a_{22} x_2 \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^{n-1} a_{nj} x_j + \sum_{i=1}^{n-1} a_{in} x_i + 2a_{nn} x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n a_{1j} x_j \\ \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n a_{nj} x_j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n a_{i1} x_i \\ \sum_{i=1}^n a_{i2} x_i \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n a_{in} x_i \end{pmatrix} \\ &= A^T x + Ax, \text{ 得证。} \end{aligned}$$

2.19 设 A 为 $m \times n$ 阶矩阵, $b \in R^n$, 试证集 $S = \{x | x \in R^n, Ax = b, x \geq 0\}$ 为凸集。

证明: $\because S = \{x | x \in R^n, Ax = b, x \geq 0\}$ 对 $\forall x, y \in S, 0 \leq \alpha \leq 1$ 有

$$A(\alpha x + (1-\alpha)y)$$

$$= \alpha Ax + Ay - \alpha Ay$$

$$= \alpha b + b - \alpha b = b, \text{ 即 } \alpha x + (1-\alpha)y \in S;$$

\therefore 集合 S 为凸集。

2.20 试证平面上椭圆 $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1$ 所包围的区域是凸集。

证明: 椭圆 $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1$ 所包围的区域是集合 $S = \left\{ (x, y) | \frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} \leq 1, (x, y) \in R^2 \right\}$;

对于 $\forall (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in S, 0 \leq \alpha \leq 1$;

令 $(x_3, y_3) = \alpha(x_1, y_1) + (1-\alpha)(x_2, y_2) = (\alpha x_1 + (1-\alpha)x_2, \alpha y_1 + (1-\alpha)y_2)$,

$$\begin{aligned} \text{则 } \frac{x_3^2}{a^2} + \frac{y_3^2}{b^2} &= \frac{[\alpha x_1 + (1-\alpha)x_2]^2}{a^2} + \frac{[\alpha y_1 + (1-\alpha)y_2]^2}{b^2} \\ &= \alpha^2 \left(\frac{x_1^2}{a^2} + \frac{y_1^2}{b^2} \right) + (1-\alpha)^2 \left(\frac{x_2^2}{a^2} + \frac{y_2^2}{b^2} \right) + 2\alpha(1-\alpha) \left(\frac{x_1 x_2}{a^2} + \frac{y_1 y_2}{b^2} \right) \\ &\leq \alpha^2 + (1-\alpha)^2 + 2\alpha(1-\alpha) \left(\frac{x_1 x_2}{a^2} + \frac{y_1 y_2}{b^2} \right) \end{aligned}$$

$$\text{而 } \frac{x_1 x_2}{a^2} + \frac{y_1 y_2}{b^2} \leq \frac{1}{2} \left(\frac{x_1^2 + x_2^2}{a^2} + \frac{y_1^2 + y_2^2}{b^2} \right) = \frac{1}{2} \cdot (1+1) = 1$$

$$\therefore \frac{x_3^2}{a^2} + \frac{y_3^2}{b^2} \leq \alpha^2 + (1-\alpha)^2 + 2\alpha(1-\alpha) = 1, \text{ 即 } (x_3, y_3) \in S;$$

$\therefore S$ 即椭圆 $\frac{x^2}{a^2} + \frac{y^2}{b^2} = 1$ 所包围的区域是凸集。

2.20 试判断下列函数为凸函数或凹函数或严格凸函数或严格凹函数：

(1) $f(x_1, x_2) = 2x_1^2 + 3x_2^2$;

解：由函数的 *Hesse* 矩阵

$$H = \nabla^2 f = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 6 \end{bmatrix} \text{ 为正定矩阵}$$

\therefore 函数 $f(x_1, x_2)$ 为严格凸函数。

(2) $g(x_1, x_2) = x_1^3 - x_2^3 \left(x_1 < -\frac{1}{3} \right)$;

解：由函数的 *Hesse* 矩阵

$$H = \nabla^2 g = \begin{bmatrix} 6x_1 & 0 \\ 0 & -6x_2 \end{bmatrix} \text{ 在 } x_1 < -\frac{1}{3} \text{ 时为负定矩阵,}$$

\therefore 函数 $g(x_1, x_2)$ 为严格凹函数。

(3) $h(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + 2x_2^2 + x_3^2 + x_1x_2 - 2x_3 - 7x_1 + 12$ 。

解：由函数的 *Hesse* 矩阵

$$H = \nabla^2 h = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \text{ 为正定矩阵,}$$

\therefore 函数 $h(x_1, x_2, x_3)$ 为严格凸函数。

2.32 $\frac{1}{2}(e^x + e^y) > e^{\frac{x+y}{2}} (x \neq y)$ 。

证明：令 $F(x) = e^x$ ，则 $F''(x) = e^x > 0$ ； $\therefore F(x)$ 为严格凸函数。

$$\text{所以有 } F\left(\frac{1}{2}x + \frac{1}{2}y\right) < \frac{1}{2}F(x) + \frac{1}{2}F(y) \text{ 对 } \forall x \neq y \text{ 成立,}$$

$$\text{即 } e^{\frac{x+y}{2}} < \frac{1}{2}e^x + \frac{1}{2}e^y = \frac{1}{2}(e^x + e^y) \text{ 对 } \forall x \neq y \text{ 成立, 得证。}$$

2.36 设 $x_i > 0 (i=1 \sim n)$ ，试证：

$$(1) \frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n} \leq \left(\frac{x_1^p + x_2^p + \cdots + x_n^p}{n} \right)^{1/p} \quad (p > 1),$$

$$(2) \frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n} \geq \left(\frac{x_1^p + x_2^p + \cdots + x_n^p}{n} \right)^{1/p} \quad (p < 1 \text{ 且 } p \neq 0), \text{ 当且仅当}$$

$x_1 = x_2 = \cdots = x_n$ 时上式中等号成立。

证明：(1) 令 $f(x) = x^p (x > 0, p > 1)$,

则 $f''(x) = p(p-1)x^{p-2} > 0$ ，所以 $f(x)$ 为严格凸函数。

$$\therefore \text{有 } f\left(\frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n}\right) \leq \frac{1}{n}(f(x_1) + f(x_2) + \cdots + f(x_n))$$

当且仅当 $x_1 = x_2 = \cdots = x_n$ 时等号成立；

$$\text{即 } \left(\frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n}\right)^p \leq \frac{x_1^p + x_2^p + \cdots + x_n^p}{n}, \text{ 两边开方得}$$

$$\frac{x_1 + x_2 + \cdots + x_n}{n} \leq \left(\frac{x_1^p + x_2^p + \cdots + x_n^p}{n}\right)^{1/p}, \text{ 得证。}$$

(2) 证明方法同(1)。

//鉴于本人水平有限，如有错误敬请谅解，可联系修正。

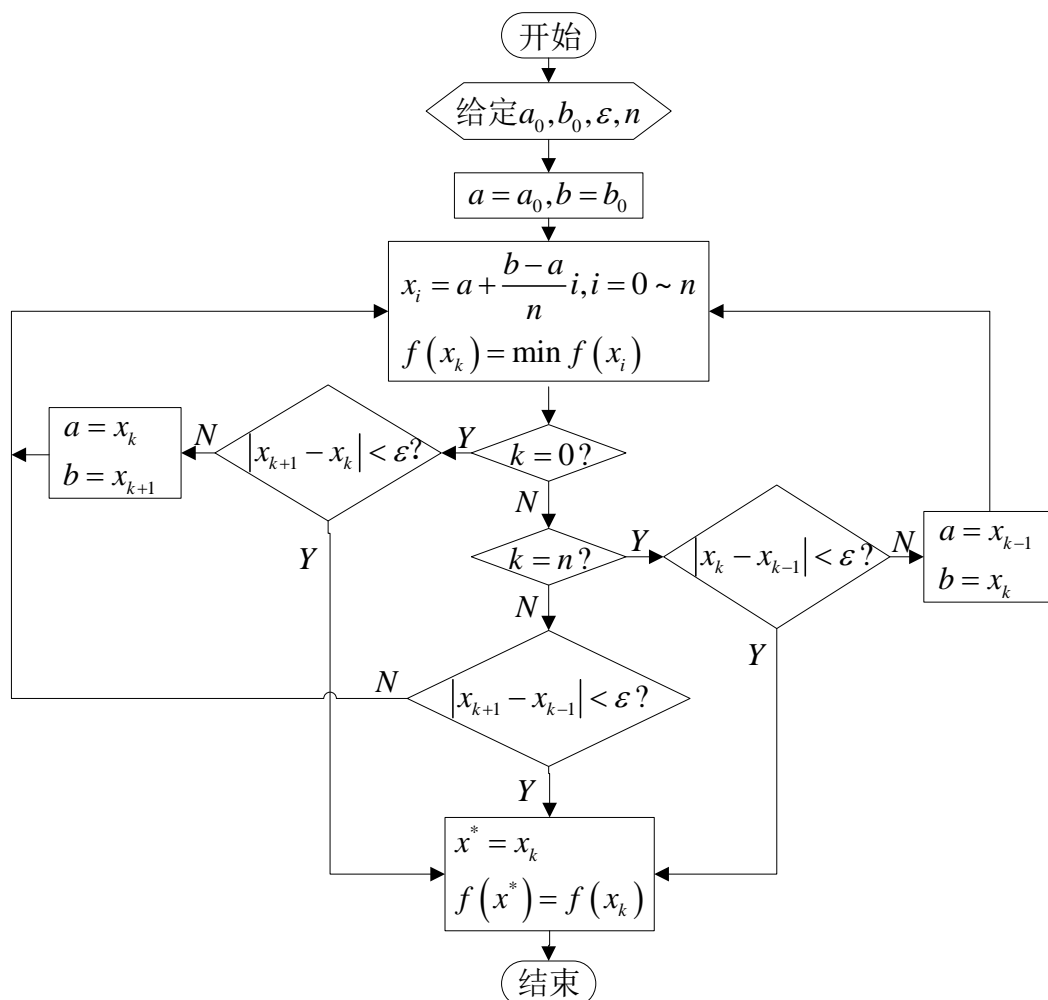
第三章

3.1 栅法：设 $f(x)$ 在 $[a,b]$ 上为单峰函数，其最小值点在 $[a,b]$ 内。对 $[a,b]$ n 等分，记分点为

$$a = x_0 < x_1 < x_2 < \cdots < x_n = b,$$

计算 $f(x_i) (i=0,1,2,\cdots,n)$ 。求出 $f(x_k) = \min f(x_i)$ 。若 $|x_{k+1} - x_{k-1}| < \varepsilon$ ，则求出了近似最优解为 x_k ； $k=0$ 时以 $[x_k, x_{k+1}]$ 代替 $[a,b]$ ； $k=n$ 时以 $[x_{k-1}, x_k]$ 代替 $[a,b]$ ；其他情形以 $[x_{k-1}, x_{k+1}]$ 代替 $[a,b]$ 。继续仿前做下去，直到满足精度为止。试画出算法框图。

解：



3.7 利用三次插值法求 $f(x) = x^4 - 4x^3 - 6x^2 - 16x + 4$ 的最小值点和最小值，取

$a=0$ ， $h=1$ ， $\varepsilon=0.5$ （即 $\left| \bar{f}'(x) \right| < 0.5$ ）。

(答: $\bar{x}=3.995$, $f(\bar{x})=-155.9989515$; 准确解 $x^*=4$, $f(x^*)=-156$)

解: 1) 确定初始区间

$$a=0, f'(a)=-16; \text{ 则 } b=a+h=1, f'(b)=-36;$$

$$\text{令 } a=b=1, f'(a)=-36; b=a+2h=3, f'(b)=-52;$$

$$\text{令 } a=b=3, f'(a)=-52; b=a+4h=7, f'(b)=684;$$

\therefore 初始区间 $[a, b]=[3, 7]$ 。

2) 三次插值迭代

$$\textcircled{1} u=f'(b)=684, v=f'(a)=-52, s=\frac{3[f(b)-f(a)]}{b-a}=564$$

$$z=s-u-v=-68, w=\sqrt{z^2-uv}=200.4794$$

$$\text{则 } x_1=a+(b-a)\left(1-\frac{u+w+z}{u-v+2w}\right)=4.1275, f'(x_1)=11.3035>0.5$$

$$\textcircled{2} [a, b]=[a, x_1]=[3, 4.1275]$$

$$u=f'(x_1)=11.30, v=f'(a)=-52, s=\frac{3[f(b)-f(a)]}{b-a}=-80.5998$$

$$z=s-u-v=-93.90, w=\sqrt{z^2-uv}=46.6911$$

$$\text{则 } x_2=a+(b-a)\left(1-\frac{u+w+z}{u-v+2w}\right)=3.9973, f'(x_2)=-0.2265<0.5 \text{ 停止。}$$

$$\therefore \bar{x}=x_2=3.9973, f(\bar{x})=-155.9997。$$

3.8 在三次插值法中已给数据 $f(a)$, $f(b)$, $f'(a)$, $f'(b)$ 且 $f'(a)f'(b)<0$,

(i) 这些数据适合什么条件时, $\alpha=0$?

(ii) 当 $\alpha=0$ 时, 试证 $u+v-2z=0$ 。

解: 三次插值多项式可写成 $P(x)=\alpha(x-a)^3+\beta(x-a)^2+\gamma(x-a)+\delta$

$$\text{其中 } P(a)=f(a), P(b)=f(b), P'(a)=f'(a), P'(b)=f'(b)$$

(i) 要使 $\alpha=0$, 则应满足 $\begin{cases} f(b) = \beta(b-a)^2 + \gamma(b-a) + \delta \\ f'(b) = 2\beta(b-a) + \gamma \end{cases}$ 联立可得

$$\frac{f(b)-f(a)}{b-a} = \frac{f'(b)+f'(a)}{2}$$

即当 $\frac{f(b)-f(a)}{b-a} = \frac{f'(b)+f'(a)}{2}$ 时 $\alpha=0$;

(ii) 当 $\alpha=0$ 时, $u+v-2z = f'(b)+f'(a)-2[\beta(b-a)+\gamma]$

$$\begin{aligned} &= f'(b)+f'(a)-2\left[\frac{f'(b)-f'(a)}{2(b-a)}(b-a)+f'(a)\right] \\ &= f'(b)+f'(a)-[f'(b)+f'(a)]=0 \end{aligned}$$

得证。

3.9 用公式(3.33)计算函数 $f(x) = \frac{1}{2}(e^x + e^{-x})$ 的驻点的近似值, 取 $x_0=1$, $x_1=2$,

$x_2=3$, $x_3=4$ 。

解: 由 $z = f'(x)$ 知 $z_0 = \frac{e-e^{-1}}{2}$, $z_1 = \frac{e^2-e^{-2}}{2}$, $z_2 = \frac{e^3-e^{-3}}{2}$, $z_3 = \frac{e^4-e^{-4}}{2}$

根据公式(3.33)

$$\text{由 } x_1 := \frac{z_1 - z_0}{x_1 - x_0} = 2.4517, \quad x_2 := \frac{z_2 - z_0}{x_2 - x_0} = 4.4213, \quad x_3 := \frac{z_3 - z_0}{x_3 - x_0} = 8.7049$$

$$\Rightarrow x_1 = 2.45$$

$$\text{由 } x_2 := \frac{z_2 - z_1}{x_2 - x_1} = 3.2447, \quad x_3 := \frac{z_3 - z_1}{x_3 - x_1} = 3.7842 \Rightarrow x_2 = 3.24$$

$$\text{由 } x_3 := \frac{z_3 - z_2}{x_3 - x_2} = 32.1049 \Rightarrow x_3 = 32.10$$

$$\therefore \text{由 } x_2 := x_2 - \frac{z_2}{x_3} = 2.9327 \Rightarrow x_2 = 2.93$$

$$\text{由 } x_1 := x_1 - \frac{z_1}{x_2} = 1.2150 \Rightarrow x_1 = 1.21$$

$$\text{由 } x_0 := x_0 - \frac{z_0}{x_1} = 0.0328 \Rightarrow x^* = x_0 = 0.03 \text{ 即 } f(x) \text{ 驻点近似值。}$$

补充：用黄金分割法求函数 $f(x) = 3x^4 - 4x^2 + 2$ 的极小点，给定 $x_0 = -2$ ， $h = 1$ ，

$\varepsilon = 0.1$ ($x_0 = 2$ ， $h = 1$ ， $\varepsilon = 0.1$)。

解：1) 确定初始区间

$$\text{取 } x_0 = 2, \quad f(x_0) = 34 < f(x_0 + h) = 209, \quad f(x_0 - h) = 1 < f(x_0)$$

$$\text{加大步长 } f(x_0 - 2h) = 2 > f(x_0 - h) \text{ 则初始区间 } [a, b] = [x_0 - 2h, x_0] = [0, 2]$$

2) 黄金分割法

$$\textcircled{1} x_1 = a + 0.382b = 0.764, \quad f(x_1) = 0.6873$$

$$x_2 = a + 0.618b = 1.236, \quad f(x_2) = 2.8908$$

$$f(x_1) < f(x_2), \text{ 则新区间 } [a, b] = [a, x_2] = [0, 1.236], \quad b - a > 0.1$$

$$\textcircled{2} \text{ 令 } x_2 = x_1 = 0.764, \quad f(x_2) = 0.6873$$

$$x_1 = a + 0.382b = 0.4722, \quad f(x_1) = 1.2573$$

$$f(x_1) > f(x_2), \text{ 则新区间 } [a, b] = [x_1, b] = [0.4722, 1.236], \quad b - a > 0.1$$

$$\textcircled{3} \text{ 令 } x_1 = x_2 = 0.764, \quad f(x_1) = 0.6873$$

$$x_2 = a + 0.618(b - a) = 0.9442, \quad f(x_2) = 0.8183$$

$$f(x_1) < f(x_2), \text{ 则新区间 } [a, b] = [a, x_2] = [0.4722, 0.9442], \quad b - a > 0.1$$

$$\textcircled{4} \text{ 令 } x_2 = x_1 = 0.764, \quad f(x_2) = 0.6873$$

$$x_1 = a + 0.382(b - a) = 0.6525, \quad f(x_1) = 0.8408$$

$$f(x_1) > f(x_2), \text{ 则新区间 } [a, b] = [x_1, b] = [0.6525, 0.9442], \quad b - a > 0.1$$

$$\textcircled{5} \text{ 令 } x_1 = x_2 = 0.764, \quad f(x_1) = 0.6873$$

$$x_2 = a + 0.618(b - a) = 0.8328, \quad f(x_2) = 0.6688$$

$$f(x_1) > f(x_2), \text{ 则新区间 } [a, b] = [x_1, b] = [0.764, 0.9442], \quad b - a > 0.1$$

$$\textcircled{6} \text{ 令 } x_1 = x_2 = 0.8328, \quad f(x_1) = 0.6688$$

$$x_2 = a + 0.618(b - a) = 0.8754, \quad f(x_2) = 0.6965$$

$f(x_1) < f(x_2)$ ，则新区间 $[a, b] = [a, x_2] = [0.764, 0.8754]$ ， $b - a > 0.1$

⑦ 令 $x_2 = x_1 = 0.8328$ ， $f(x_2) = 0.6688$

$x_1 = a + 0.382(b - a) = 0.8066$ ， $f(x_1) = 0.6674$

$f(x_1) < f(x_2)$ ，则新区间 $[a, b] = [a, x_2] = [0.764, 0.8328]$ ， $b - a = 0.0688 < 0.1$

停止，又 $f(x) = f(-x)$ ，则 $x^* = \pm \frac{1}{2}(a + b) = \pm 0.7984$ ， $f(x^*) = 0.6692$

第四章

4.1 设 $f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2$ ，用最速下降法求 $f(x)$ 的最小值点，取 $\varepsilon = 0.1$ ，

试证：任取初始点 $x^0 = (2, 3)^T$ ，迭代一次即达到最优点。

证明： $\because f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_2 - 1)^2$ ， $x^0 = (2, 3)^T$

$\therefore \nabla f(x^0) = (2, 4)^T$ ， $\|\nabla f(x^0)\| > \varepsilon = 0.1$

第一次迭代： $x^1 = x^0 - \lambda \nabla f(x^0)$

则 $f(x^1)$ 对 λ 进行精确一维搜索可得 $\lambda = 0.5$ ， $\therefore x^1 = (1, 1)^T$

由 $\nabla f(x^1) = 0$ 知 x^1 为 $f(x)$ 的最优点，即迭代一次即达到最优点。

4.2 试证在最速下降法中，相邻两次搜索方向必正交，即

$$[\nabla f(x^k)]^T \nabla f(x^{k+1}) = 0。$$

证明：在最速下降法中 $x^{k+1} = x^k + \lambda_k s^k$ ，其中 $s^k = -\nabla f(x^k)$

$\because \lambda_k$ 是由 $f(x^{k+1})$ 对 λ 精确一维搜索得到

\therefore 应有 $\nabla f(x^k + \lambda_k s^k) \cdot s^k = 0$

即 $[\nabla f(x^k)]^T \nabla f(x^{k+1}) = 0$ ，得证。

4.3 设 $f(x) = x_1 + x_2^2 + x_1^4 + 2x_1^2x_2^2 + 8x_1^2x_2^6$ ，用阻尼牛顿法求 $f(x)$ 的最小点， $\varepsilon=0.1$ ，

$$x^0 = (1, 1)^T。$$

$$\text{解： } \nabla f(x) = \begin{bmatrix} 1+4x_1^3+4x_1x_2^2+16x_1x_2^6 \\ 2x_2+4x_1^2x_2+48x_1^2x_2^5 \end{bmatrix}, \quad \nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 12x_1^2+4x_2^2+16x_2^6 & 8x_1x_2+96x_1x_2^5 \\ 8x_1x_2+96x_1x_2^5 & 240x_1^2x_2^4+4x_1^2+2 \end{bmatrix}$$

迭代开始

$$\textcircled{1} x^1 = (1, 1)^T, \quad \nabla f(x^0) = (25, 54)^T > \varepsilon, \quad \nabla^2 f(x^0) = \begin{bmatrix} 32 & 104 \\ 104 & 246 \end{bmatrix}$$

$$d^0 = -[\nabla^2 f(x^0)]^{-1} \nabla f(x^0) = (0.1814, -0.2962)^T$$

$$\text{由 } \min_{\lambda > 0} f(x^0 + \lambda d^0) = f(x^0 + \lambda_0 d^0) \Rightarrow \lambda_0 = 1.6773,$$

$$\therefore x^1 = x^0 + \lambda_0 d^0 = (1.3042, 0.5032)^T, \quad \nabla f(x^1) = (11.5332, 7.0642)^T > \varepsilon$$

$$\textcircled{2} d^1 = -[\nabla^2 f(x^1)]^{-1} \nabla f(x^1) = (-0.5025, -0.0685)^T$$

$$\text{由 } \min_{\lambda > 0} f(x^1 + \lambda d^1) = f(x^1 + \lambda_1 d^1) \Rightarrow \lambda_1 = 3.8375$$

$$\therefore x^2 = x^1 + \lambda_1 d^1 = (-0.6241, 0.2403)^T, \quad \nabla f(x^2) = (-0.1184, 0.87)^T > \varepsilon$$

$$\textcircled{3} d^2 = -[\nabla^2 f(x^2)]^{-1} \nabla f(x^2) = (-0.036, -0.2364)^T$$

$$\text{由 } \min_{\lambda > 0} f(x^2 + \lambda d^2) = f(x^2 + \lambda_2 d^2) \Rightarrow \lambda_2 = 0.9909$$

$$\therefore x^3 = x^2 + \lambda_2 d^2 = (-0.6598, 0.0061)^T, \quad \nabla f(x^3) = (-0.1490, 0.0228)^T < \varepsilon \quad \text{停止}$$

$$\text{则 } x^* = x^3 = (-0.6598, 0.0061)^T, \quad f(x^*) = -0.4702。$$

4.4 设 $H(x) > 0$ ，牛顿法中，在点 x^k 取搜索方向 $s^k = -[H(x^k)]^{-1} g^k$ ($g^k = \nabla f(x^k)$)，

试用方向导数直接证明 s^k 是 $f(x)$ 在点 x^k 的下降方向。

证明：要证 s^k 是 $f(x)$ 在点 x^k 的下降方向，即证 $g^k \cdot s^k < 0$ 。

$$\because (g^k)^T s^k = -[\nabla f(x^k)]^T [H(x^k)]^{-1} \nabla f(x^k) \quad \text{且 } H(x) > 0$$

$$\therefore \text{由 } [H(x)]^{-1} > 0 \quad \text{知 } (g^k)^T s^k = -[\nabla f(x^k)]^T [H(x^k)]^{-1} \nabla f(x^k) < 0$$

则 s^k 是 $f(x)$ 在点 x^k 的下降方向，得证。

4.5* 设 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + c$, $A^T = A > 0$, 给定初始点 x^0 , 试证由最速下降法产生的点列 $\{x^k\}$ 有如下公式:

$$x^{k+1} = x^k - \frac{(g^k)^T g^k}{(g^k)^T A g^k} g^k, \quad k=0,1,2,3,\dots,$$

其中 $g^k = Ax^k + b$ 。

证明: 在最速下降法中 $x^{k+1} = x^k - t_k g^k$, 则命题即证 $t_k = \frac{(g^k)^T g^k}{(g^k)^T A g^k}$ 。

$$\because g^k = Ax^k + b, \quad \min_{t>0} f(x^{k+1}) = f(x^k - t_k g^k)$$

$$\therefore (Ax^{k+1} + b)(-g^k) = 0 \Rightarrow [A(x^k - t_k g^k) + b]g^k = 0$$

$$\therefore (g^k)^T g^k = t_k (A g^k)^T g^k \quad \text{又} \quad A^T = A$$

$$\therefore t_k (g^k)^T A g^k = (g^k)^T g^k \Rightarrow t_k = \frac{(g^k)^T g^k}{(g^k)^T A g^k} \quad \text{得证。}$$

4.9 设 $Q = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$, $p_1 = (1, 0)^T$, $p_2 = (1, -2)^T$, 试证 p_1 与 p_2 是 Q 一共轭的和线性

无关的。并说明不是所有线性无关的向量组都是 Q 共轭的, 考虑反例: $p_1 = (1, 0)^T$, $p_2 = (1, 1)^T$ 。

解: 由 $p_1^T Q p_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix} = 0$ 可知 p_1 与 p_2 为 Q 共轭;

又 $\alpha_1 p_1 + \alpha_2 p_2 = (\alpha_1 + \alpha_2, -2\alpha_2) = 0$ 仅在 $\alpha_1 = \alpha_2 = 0$ 时成立, $\therefore p_1, p_2$ 线性无关。

并非所有线性无关的向量组都是 Q 共轭的, 如 $p_1 = (1, 0)^T$, $p_2 = (1, 1)^T$

显然可证 p_1, p_2 线性无关, 但由 $p_1^T Q p_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 3 \neq 0$ 知

p_1 与 p_2 不是 Q 共轭的。

4.10 设 $f(x) = x^T A x - b^T x$, $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$, $b = (3, 3)^T$, 取 $x^1 = (0, 0)^T$, $p_1 = (1, 0)^T$,

$p_2 = (1, -2)^T$, 试证由本章共轭方向法产生的 x^3 为 $f(x)$ 的最优解。

证明: $x^2 = x^1 + t_1 p_1 = (t_1, 0)^T$

$f(x^2)$ 对 t 做精确一维搜索 $\min_{t>0} f(x^1 + t p_1) = f(x^1 + t_1 p_1)$ 可得 $t_1 = \frac{3}{4}$

$\therefore x^2 = \left(\frac{3}{4}, 0\right)^T$, 可得 $\nabla f(x^2) = 2 \cdot \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{3}{4} \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix} = \left(0, -\frac{3}{2}\right)^T \neq 0$

$x^3 = x^2 + t_2 p_2 = \left(t_2 + \frac{3}{4}, -2t_2\right)^T$, 同理 $f(x^3)$ 对 t 一维搜索可求得 $t_2 = -\frac{1}{4}$

$\therefore x^3 = \left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)^T$, 可得 $\nabla f(x^3) = 2 \cdot \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \end{bmatrix} = 0$

则 x^3 为 $f(x)$ 的最优解, 得证。

4.11 设 Q 为 n 阶对称矩阵, z^1, z^2, \dots, z^n 是 Q 共轭的, 试找一个方阵 P 使 $P^T Q P$ 为对角阵。

解: 令 $P = (z^1, z^2, \dots, z^n)$, 则 P 即所要找的方阵, 证明如下:

由于 z^1, z^2, \dots, z^n 是 Q 共轭的, 则有 z^1, z^2, \dots, z^n 线性无关且 $(z^i)^T Q z^j = 0, (i \neq j)$

$\therefore P^T Q P = (z^1, z^2, \dots, z^n)^T Q (z^1, z^2, \dots, z^n)$

$$= \begin{bmatrix} (z^1)^T \\ (z^2)^T \\ \vdots \\ (z^n)^T \end{bmatrix} Q \begin{bmatrix} z^1 & z^2 & \dots & z^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (z^1)^T Q z^1 & (z^1)^T Q z^2 & \dots & (z^1)^T Q z^n \\ (z^2)^T Q z^1 & (z^2)^T Q z^2 & \dots & (z^2)^T Q z^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (z^n)^T Q z^1 & (z^n)^T Q z^2 & \dots & (z^n)^T Q z^n \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} (z^1)^T Qz^1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & (z^2)^T Qz^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & (z^n)^T Qz^n \end{bmatrix} = \Lambda \text{ 为对角阵, 得证。}$$

4.12 设 Q 为 n 阶对称正定矩阵, p_1, p_2, \dots, p_n 为 Q 一共轭的非零向量组, 向量 x 与 $p_i (i=1 \sim n)$ 为 Q 共轭, 试证: $x=0$ 。

证明: $\because x$ 与 $p_i (i=1 \sim n)$ 为 Q 共轭 $\therefore x^T Q p_i = 0, (i=1 \sim n)$

令 $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 可知 $x^T Q P = 0$

由于 p_1, p_2, \dots, p_n 为 Q 共轭的非零向量组, p_1, p_2, \dots, p_n 线性无关且 Q 为对称正定矩阵

$\therefore |QP| \neq 0$ 则由 $x^T Q P = 0 \Rightarrow x=0$ 得证。

4.13 设 Q 为 n 阶对称正定矩阵, p_1, p_2, \dots, p_n 为 Q 一共轭的非零向量组, 则任意 $x \in R^n$, 可表示为

$$x = \sum_{i=1}^n \frac{(p_i)^T Qx}{(p_i)^T Qp_i} p_i。$$

证明: $\because p_1, p_2, \dots, p_n$ 为 Q 共轭的非零向量组

$\therefore (p_i)^T Q p_j = 0, (i \neq j)$ 且 p_1, p_2, \dots, p_n 线性无关

\therefore 对于 $\forall x \in R^n$, 可表示为 $x = \sum_{i=1}^n \alpha_i p_i$, 其中 α_i 为常数

又 Q 对称正定, 有 $(p_j)^T Qx = \sum_{i=1}^n \alpha_i (p_j)^T Q p_i = \alpha_i (p_i)^T Q p_i, i=1 \sim n$

$\therefore \alpha_i = \frac{(p_i)^T Qx}{(p_i)^T Q p_i} \Rightarrow x = \sum_{i=1}^n \frac{(p_i)^T Qx}{(p_i)^T Q p_i} p_i$ 得证。

4.14 设 Q 为实对称矩阵, 试证 Q 的任意两个对应于不同特征值的特征向量都是 Q 共轭的。

证明: 设 λ_1, λ_2 为 Q 的任意两个不同特征值, x^1, x^2 为其对应的特征向量

$$\text{则 } Qx^1 = \lambda_1 x^1, \quad Qx^2 = \lambda_2 x^2$$

$$\because Q \text{ 为对称矩阵 } \therefore (x^1)^T Qx^2 = (x^1)^T \lambda_2 x^2 = \lambda_2 (x^1)^T x^2$$

$$\text{又有 } (x^1)^T Qx^2 = (Qx^1)^T x^2 = (\lambda_1 x^1)^T x^2 = \lambda_1 (x^1)^T x^2 \quad \therefore \lambda_1 (x^1)^T x^2 = \lambda_2 (x^1)^T x^2$$

$$\because \lambda_1 \neq \lambda_2 \quad \therefore (x^1)^T x^2 = 0 \Rightarrow (x^1)^T Qx^2 = 0, \text{ 得证。}$$

4.15 设 Q 为 n 阶对称正定矩阵, 且设 p_1, p_2, \dots, p_n 为 n 维的线性无关向量组, 用 Gram-Schmidt 方法, 由 p_1, p_2, \dots, p_n 产生一组向量:

$$d_1 = p_1, \quad d_k = p_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{p_k^T Q d_i}{d_i^T Q d_i} d_i, \quad k = 2, \dots, n,$$

试证 d_1, d_2, \dots, d_n 构成 Q 一共轭向量组。

证明: 用数学归纳法。先证 d_1 与 d_2, \dots, d_n 关于 Q 共轭。

$$\text{①当 } n=2 \text{ 时, } d_1^T Q d_2 = (p_1)^T Q p_2 - (p_1)^T Q \frac{(p_2)^T Q p_1}{(p_1)^T Q p_1} p_1 = (p_1)^T Q p_2 - (p_2)^T Q p_1$$

由于 Q 对称正定, $(p_1)^T Q p_2 - (p_2)^T Q p_1 = 0$, $\therefore d_1$ 与 d_2 关于 Q 共轭成立;

②当 $n=k$ 时, 假设 d_1 与 d_2, \dots, d_k 关于 Q 共轭;

③当 $n=k+1$ 时,

$$\begin{aligned} d_1^T Q d_{k+1} &= (p_1)^T Q \left(p_{k+1} - \sum_{i=1}^k \frac{(p_{k+1})^T Q d_i}{d_i^T Q d_i} d_i \right) \\ &= (p_1)^T Q p_{k+1} - (p_{k+1})^T Q p_1 - \frac{(p_{k+1})^T Q d_2}{d_2^T Q d_2} d_1^T Q d_2 - \dots - \frac{(p_{k+1})^T Q d_k}{d_k^T Q d_k} d_1^T Q d_k \\ &= 0, \text{ 即 } d_1 \text{ 与 } d_k \text{ 关于 } Q \text{ 共轭;} \end{aligned}$$

由归纳法原理可知 d_1 与 d_2, \dots, d_n 关于 Q 共轭。

同理可证 d_1, d_2, \dots, d_n 分别都关于 Q 共轭, 即得证。

4.17 用 Fletcher-Reeves 共轭梯度法求 $f(x)$ 的最小值,

$$f(x) = \frac{3}{2}x_1^2 + \frac{1}{2}x_2^2 - x_1x_2 - 2x_1, \text{ 取 } x^1 = (-2, 4)^T.$$

$$\text{解: } x^1 = (-2, 4)^T, \quad p_1 = -g_1 = -\nabla f(x^1) = (12, -6)^T$$

$$\therefore f(x^2) = f(x^1 + t_1 p_1) \text{ 对 } t \text{ 精确一维搜索可得 } t_1 = \frac{5}{17}$$

$$x^2 = x^1 + t_1 p_1 = \left(\frac{26}{17}, \frac{38}{17}\right)^T, \quad g_2 = \nabla f(x^2) = \left(\frac{6}{17}, \frac{12}{17}\right)^T$$

$$\therefore \alpha_1 = \frac{\|g_2\|^2}{\|g_1\|^2} = \frac{1}{289}, \quad p_2 = -g_2 + \alpha_1 p_1 = \left(-\frac{90}{289}, -\frac{210}{289}\right)^T$$

$$\text{同理 } f(x^3) = f(x^2 + t_2 p_2) \text{ 对 } t \text{ 精确一维搜索可得 } t_2 = 1.7$$

$$x^3 = x^2 + t_2 p_2 = (1, 1)^T, \quad g_3 = \nabla f(x^3) = (0, 0)^T$$

$$\therefore f(x) \text{ 的最小值点为 } x^3 = (1, 1)^T, \text{ 最小值为 } f(x^3) = -1.$$

4.18 设 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Qx + b^T x + c$, $Q^T = Q > 0$, 试证在共轭梯度法的一维搜索

$$\min_{\lambda \geq 0} f(x^k + \lambda z^k) = f(x^k + \lambda_k z^k) \text{ 中, 有 } \lambda_k = -\frac{(g^k)^T z^k}{(z^k)^T Q z^k}.$$

证明: $\nabla f(x) = Qx + b$, 由 $\min_{\lambda \geq 0} f(x^k + \lambda z^k) = f(x^k + \lambda_k z^k)$ 可得

$$\nabla f(x^k + \lambda_k z^k) z^k = 0 \Rightarrow (Q(x^k + \lambda_k z^k) + b) z^k = 0$$

$$\Rightarrow (Qx^k + b) z^k + \lambda_k (z^k)^T Q z^k = 0$$

$$\therefore \lambda_k = -\frac{(Qx^k + b) z^k}{(z^k)^T Q z^k} = -\frac{g_k^T z^k}{(z^k)^T Q z^k}, \text{ 得证。}$$

4.24 设 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Hx + b^T x + c$, $H^T = H > 0$, 试证它满足拟牛顿方程:

$$H^{-1} \Delta g_k = \Delta x^k \quad (k=1, 2, 3, \dots).$$

证明: $\because f(x) = \frac{1}{2}x^T Hx + b^T x + c$, $H^T = H > 0 \quad \therefore \nabla f(x) = Hx + b$ 且 H 可逆

$$\therefore \text{由 } \Delta g_k = g_{k+1} - g_k = \nabla f(x^{k+1}) - \nabla f(x^k) = H(x^{k+1} - x^k) = H \Delta x^k, \quad (k=1, 2, 3, \dots)$$

$$\Rightarrow H^{-1} \Delta g_k = \Delta x^k, \quad (k=1, 2, 3, \dots); \text{ 得证。}$$

4.26 设 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Qx$, $Q = \begin{bmatrix} 3 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$, 试用 DFP 法求 $f(x)$ 的最小值点。

解：取初始点 $x^1 = (-2, 4)^T$, $H_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

则 $x^2 = x^1 + t_1 p_1$, 其中 $p_1 = -g_1 = -Qx^1 = (10, -6)^T$

由 $f(x^2) = f(x^1 + tp_1)$ 对 t 精确一维搜索可得 $t_1 = \frac{17}{57}$

$$\therefore x^2 = \left(\frac{56}{57}, \frac{126}{57} \right)^T, \quad g_2 = Qx^2 = \left(\frac{42}{57}, \frac{70}{57} \right)^T$$

则由 $\Delta x^1 = x^2 - x^1 = (2.9825, -1.7895)^T$, $\Delta g_1 = g_2 - g_1 = (10.7368, -4.7719)^T$

$$\Rightarrow H_2 = H_1 + \frac{\Delta x^1 (\Delta x^1)^T}{(\Delta x^1)^T \Delta g_1} - \frac{(H_1 \Delta g_1)(H_1 \Delta g_1)^T}{(\Delta g_1)^T H_1 \Delta g_1} = \begin{bmatrix} 0.3843 & 0.2396 \\ 0.2396 & 0.9140 \end{bmatrix}$$

则 $x^3 = x^2 + t_2 p_2$, 其中 $p_2 = -H_2 g_2 = (-0.5774, -1.2990)^T$

由 $f(x^3) = f(x^2 + tp_2)$ 对 t 精确一维搜索可得 $t_2 = 1.7017$

$$\therefore x^3 = (0, 0)^T, \quad g_3 = Qx^3 = (0, 0)^T$$

$\therefore f(x)$ 的最小值点为 $x^* = (0, 0)^T$, 最小值 $f(x^*) = 0$ 。

//鉴于本人水平有限，如有错误敬请谅解，可联系修正。

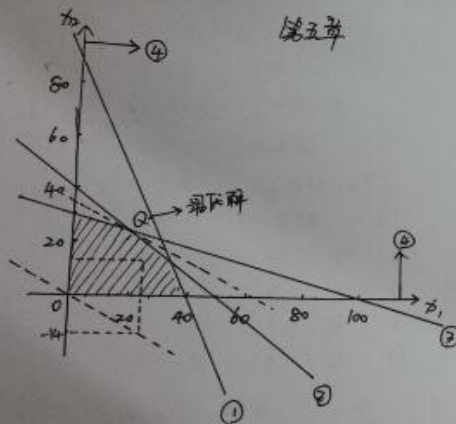
学院: 通信工程学院

姓名: 张阳阳

学号: 1401120314

第五讲

5.1 解:



$$\begin{aligned} \max S &= 7x_1 + 12x_2, \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} x_2 \leq -\frac{7}{4}x_1 + 90, & (1) \\ x_2 \leq -\frac{2}{5}x_1 + 40, & (2) \\ x_2 \leq -\frac{3}{10}x_1 + 30, & (3) \\ x_1 \geq 0, x_2 \geq 0. & (4) \end{cases} \\ \text{目标函数变形: } &x_2 = -\frac{7}{12}x_1 + \frac{S}{12} \\ \text{联立(2)(3)得 } &x_1 = 20, \quad x_2 = 24 \\ \text{最优解为 } &x = (20, 24)^T, \quad \max S = 428 \end{aligned}$$

注: 若生产 A 和 B 两种产品各为 x_1 和 x_2 件, 则问题立即化为如下数学问题, 即在限制条件下

5.2 解: 若生产 A 和 B 两种产品各为 x_1 和 x_2 件, 则问题立即化为如下数学问题, 即在限制条件下

$$15x_1 + 10x_2 \leq 38$$

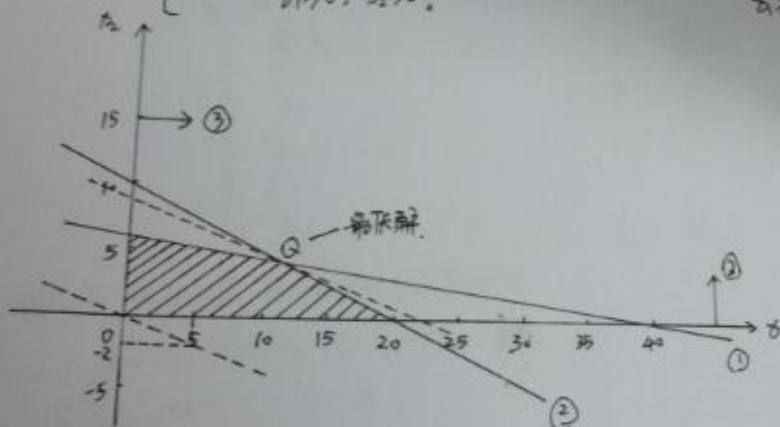
之下, 使总产值最高, 总产值 $S = 200x_1 + 500x_2$

$$2x_1 + 4x_2 \leq 40$$

$$x_1 \geq 0, x_2 \geq 0$$

$$\begin{aligned} \text{RP} \quad &\begin{cases} \max S = 200x_1 + 500x_2, \\ \text{s.t.} \quad 15x_1 + 10x_2 \leq 38, \\ 2x_1 + 4x_2 \leq 40, \\ x_1 \geq 0, x_2 \geq 0. \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{化简为} \quad &\begin{cases} x_2 = -\frac{2}{5}x_1 + \frac{S}{500}, \\ \text{s.t.} \quad x_2 \leq -\frac{2}{20}x_1 + \frac{20}{5}, & (1) \\ x_2 \leq -\frac{1}{2}x_1 + 10, & (2) \\ x_1 \geq 0, x_2 \geq 0. & (3) \end{cases} \end{aligned}$$



$$\text{联立(1)(2)可得 } x_1 = 12, \quad x_2 = 4$$

$$\text{最优解为 } x = (12, 4)^T, \quad \max S = 4400$$

注: 若生产 A 和 B 两种产品各为 12 和 4 件, 可使总产值最高。

5.3. 解: 这些函数已经是标准形式. 取 $B = (P_3, P_4, P_5)$

$$\begin{cases} \max z_0 = 2x_1 + x_2, \\ \text{s.t.} & x_1 + x_2 + x_3 = 0, \\ & -x_1 + x_2 + x_4 = 0, \\ & 6x_1 + 2x_2 + x_5 = 0, \\ & x_1 \geq 0, \dots, x_5 \geq 0. \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \pi(B) &= \begin{bmatrix} C_B^T B^{-1}b & C_B^T B^{-1}A - C^T \\ B^{-1}b & B^{-1}A \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0 & -2 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 6 & 2 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

5.4. 解: 将其化为标准形式, 取 $B = (P_1, P_2, \dots, P_m)$

$$\begin{cases} \max z_0 = \sum_{j=1}^n a_{1j} x_j + \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j + \dots + \sum_{j=1}^n a_{mj} x_j - b_1 - b_2 - \dots - b_m, \\ \text{s.t.} & y_1 + \sum_{j=1}^n a_{1j} x_j = b_1, \\ & y_2 + \sum_{j=1}^n a_{2j} x_j = b_2, \\ & \dots \\ & y_m + \sum_{j=1}^n a_{mj} x_j = b_m, \\ & y_1 \geq 0, y_2 \geq 0, \dots, y_m \geq 0, x_1 \geq 0, \dots, x_n \geq 0. \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \pi(B) &= \begin{bmatrix} C_B^T B^{-1}b & C_B^T B^{-1}A - C^T \\ B^{-1}b & B^{-1}A \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -\sum_{i=1}^m b_i & 0 & 0 & \dots & 0 & -\sum_{i=1}^m a_{i1} & -\sum_{i=1}^m a_{i2} & \dots & -\sum_{i=1}^m a_{in} \\ b_1 & 1 & 0 & \dots & 0 & a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ b_2 & 0 & 1 & \dots & 0 & a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_m & 0 & 0 & \dots & 1 & a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

5.7. 解: 加入松弛变量, 将此规范化为标准形式得.

$$\left\{ \begin{array}{l} \max z_0 = x_1 + 2x_2 + 0 \cdot x_3 + 0 \cdot x_4 + 0 \cdot x_5, \\ \text{s.t. } x_1 + x_3 = 4, \\ \quad x_2 + x_4 = 3, \\ \quad x_1 + 2x_2 + x_5 = 8, \\ \quad x_1 \geq 0, x_2 \geq 0, x_3 \geq 0, x_4 \geq 0, x_5 \geq 0. \end{array} \right.$$

C_j		1	2	0	0	0		
C_B	X_B	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	\bar{b}	θ
0	x_3	1	0	1	0	0	4	—
0	x_4	0	(1)	0	1	0	3	3 ←
0	x_5	1	2	0	0	1	8	4
-Z		1	2	0	0	0	0	
0	x_3	1	0	1	0	0	4	4
2	x_2	0	1	0	1	0	3	—
0	x_5	(1)	0	0	-2	1	2	2 ←
-Z		1	0	0	-2	0	-6	
0	x_3	0	0	1	2	-1	2	
2	x_2	0	1	0	1	0	3	
1	x_1	1	0	0	-2	1	2	
-Z		0	0	0	0	-1	-8	

最优解为: $x = (2, 3, 2, 0, 0)^T$, $z = 8$.

48. 解: 在第一个方程中加入人工变量 x_5 , 第二个方程中加入人工变量 x_6 , 目标函数中加上 $(Mx_5 + Mx_6) \rightarrow \min$, 得到大M单纯形法数学模型.

$$\begin{cases} \max z_0 = -2x_1 - 2x_2 - Mx_5 - Mx_6, \\ \text{s.t. } -x_1 + x_2 - x_3 + x_5 = 1, \\ -x_1 - x_2 - x_4 + x_6 = 2, \\ x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6 \geq 0. \end{cases} \quad \text{用单纯形法求解. 如下表所示.}$$

G	-2	-2	0	0	-M	-M		
G ₀ x_0	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	b	θ
-M x_5	-1	1	-1	0	1	0	1	
-M x_6	-1	-1	0	-1	0	1	2	
-Z	-2-2M	-2	-M	-M	0	0	3M	

得到最优解 $X = (0, 0, 0, 0, 1, 2)^T$, $Z = -3M$

但最优解中含有人工变量 x_5 和 x_6 , 说明这个解是伪最优解, 是不可行的.

因此原问题不可行.

5.9. 解: 在第一个方程中加入人工变量 x_6 , 第二个方程中加入人工变量 x_7 , 第三个方程中加入人工变量 x_8 .

目标函数中加入 $-(Mx_6 + Mx_7 + Mx_8)$ 求极大. 得到大M单纯形表如下:

$$\begin{cases} \max z = -2x_1 - 3x_2 - Mx_6 - Mx_7 - Mx_8, \\ \text{s.t.} \begin{cases} \frac{1}{2}x_1 + x_2 + \frac{1}{2}x_3 - \frac{2}{3}x_4 + x_5 = 2, \\ \frac{3}{2}x_1 - \frac{1}{2}x_2 + x_6 = 3, \\ 3x_1 - 6x_2 + 4x_3 + x_7 = 0, \\ x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8 \geq 0. \end{cases} \end{cases}$$

得到初始可行域. 如下表所示.

G	-4	0	-3	0	-M	-M	-M		
x_5	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	b	θ
-M	x_5	$\frac{1}{2}$	1	$\frac{1}{2}$	$-\frac{2}{3}$	1	0	0	2 4
-M	x_6	$\frac{3}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$	0	0	1	0	3 2
-M	x_7	③	-6	0	4	0	0	1	0 0
-Z		$-4+5M$	$-5M$	-3	$\frac{10}{3}M$	0	0	0	5M
-M	x_5	0	2	$\frac{1}{2}$	$-\frac{4}{3}$	1	0	$-\frac{1}{6}$	2 1
-M	x_6	0	3	$-\frac{1}{2}$	-2	0	1	$-\frac{1}{2}$	3 1
-4	x_1	1	②	0	$\frac{4}{3}$	0	0	$\frac{1}{3}$	0 0
-Z		0	$5M-8$	-3	$-\frac{10}{3}M+\frac{16}{3}$	0	0	$-\frac{5}{3}M+\frac{4}{3}$	5M
-M	x_5	①	0	$\frac{1}{2}$	0	1	0	$\frac{1}{6}$	2 2
-M	x_6	$\frac{3}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$	0	0	1	0	3 2
0	x_2	$-\frac{1}{2}$	1	0	$-\frac{2}{3}$	0	0	$-\frac{1}{6}$	0 0
-Z		$\frac{5}{2}M-4$	0	-3	0	0	0	$-\frac{5}{6}M$	5M
-4	x_1	1	0	$\frac{1}{2}$	0	1	0	$\frac{1}{6}$	2
-M	x_6	0	0	$-\frac{5}{4}$	0	$-\frac{3}{2}$	1	$-\frac{1}{4}$	0
0	x_3	0	1	$\frac{1}{4}$	$-\frac{2}{3}$	$\frac{1}{2}$	0	$-\frac{1}{12}$	1
-Z		0	0	$-1-\frac{5}{2}M$	0	$-\frac{5}{2}M+4$	0	$-\frac{5}{4}M+\frac{2}{3}$	8

得到最优解: $x = (2, 1, 0, 0, 0, 0, 0)^T$

$z = -8.$

学院: 通信工程学院

姓名: 张阳阳

学号: 1401120314

第八章 习题

8.1. 解: 构造增广函数 $\phi_k(x)$ 如下:

$$\begin{aligned}\phi_k(x) &= x_1^2 + x_2^2 + M_k \min\{x_1 - 1, 0\}^2 \\ &= \begin{cases} x_1^2 + x_2^2, & x_1 \geq 1 \\ x_1^2 + x_2^2 + M_k(x_1 - 1)^2, & x_1 < 1 \end{cases}\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x_1} = \begin{cases} 2x_1, & x_1 \geq 1 \\ 2x_1 + 2M_k(x_1 - 1), & x_1 < 1 \end{cases}$$

由 $\frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x_1} = 0$ 可得: $2x_1 + 2M_k(x_1 - 1) = 0$

$$f_{\max} x_1^* = x_1^*(M_k) = \frac{M_k}{1 + M_k}$$

这就是对于固定的 M_k , 问题 $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \phi_k(x, M_k)$ 的常优解.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_1^k = \lim_{k \rightarrow \infty} x_1^*(M_k) = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{M_k}{1 + M_k} = 1 = x_1^*, \text{ 同理 } x_2^* = 0.$$

x_1^*, x_2^* 就是所求原问题的常优解.

8.2. 解: 构造增广函数 $\phi_k(x)$ 如下:

$$\begin{aligned}\phi_k(x) &= x_1^2 + x_2^2 + M_k \min\{x_1 + x_2 - 1, 0\}^2 \\ &= \begin{cases} x_1^2 + x_2^2, & x_1 + x_2 \geq 1 \\ x_1^2 + x_2^2 + M_k(x_1 + x_2 - 1)^2, & x_1 + x_2 < 1 \end{cases}\end{aligned}$$

$$\frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x_1} = \begin{cases} 2x_1, & x_1 + x_2 \geq 1 \\ 2x_1 + 2M_k(x_1 + x_2 - 1), & x_1 + x_2 < 1 \end{cases}$$

由 $\frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x_1} = 0$ 可得: 当 $x_1 + x_2 \geq 1$, 且 $x_1 \leq 1$ 时, $x_1 = 0$ 不在可行域内.

当 $x_1 + x_2 \geq 1$, 且 $x_2 \geq 1$ 时, $x_1 = 0$ 在可行域内.

$$\text{当 } x_1 + x_2 < 1 \text{ 时, } x_1 = \frac{M_k(1 - x_2)}{1 + M_k} \quad \lim_{k \rightarrow \infty} x_1 = \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{M_k(1 - x_2)}{1 + M_k} = 1 - x_2^*$$

~~由 $\frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x_2} = 0$ 可得: 当 $x_1 + x_2 \geq 1$, 且 $x_2 \leq 1$ 时, $x_2 = 0$ 不在可行域内.~~

~~同理, 由 $\frac{\partial \phi_k(x)}{\partial x_2} = 0$ 可得: 当 $x_1 + x_2 \geq 1$, 且 $x_1 \geq 1$ 时, $x_2 = 0$ 在可行域内.~~

~~要证明 $p(x) = 0$, 则 $x_1 + x_2 = 1$.~~

当 $x_1 = 0$ 时, $x_2 = 1$, $f(x) = 1$

当 $x_1 = 1 - x_2$ 时, $f(x) = (1 - x_2)^2 + x_2^2$ 当 $x_2 = \frac{1}{2}$ 时

$f(x)$ 取最小值, 此时 $x_1 = \frac{1}{2}$, $f(x) = \frac{1}{2}$

问题 $\min_{x \in \mathbb{R}^n} \phi_k(x, M_k)$ 的常优解为

$$x_1^* = \frac{1}{2}, x_2^* = \frac{1}{2}$$

8.4. 解: 证明: 任给 $x \in \mathbb{R}^n$, 有

$$f(x) = T(x; M_k) \geq T(x^*; M_k) = f(x^*)$$

f_{\max} , x^* 为 (P) 的常优解.

8.7. 解: (1) 构造增广函数 $\psi_k(x)$ 如下:

$$\psi_k(x) = x^2 + \mu_k \frac{1}{x}$$

$$\text{由 } \frac{d\psi_k(x)}{dx} = 2x - \mu_k \frac{1}{x^2} = 0 \text{ 可得 } \mu_k = 2x^3$$

$$x^k = \sqrt[3]{\frac{\mu_k}{2}} \quad x^* = \lim_{k \rightarrow \infty} x^{k+1} = \lim_{k \rightarrow \infty} \sqrt[3]{\frac{\mu_k}{2}} = 0$$

(2) 用对数罚函数法.

构造增广函数 $\psi_k(x)$ 如下.

$$\psi_k(x) = x^2 + \mu_k \ln \frac{1}{x}$$

$$\text{由 } \frac{d\psi_k(x)}{dx} = 2x + \mu_k x \cdot \left(-\frac{1}{x^2}\right) = 0 \text{ 可得 } x^k = 0$$

$$x^* = 0$$

8.8. 解: 构造增广函数 $\psi_k(x)$ 如下:

$$\psi_k(x) = x + \mu_k \frac{1}{x} + \mu_k \frac{1}{1-x}$$

$$\text{由 } \frac{d\psi_k(x)}{dx} = 1 - \mu_k \frac{1}{x^2} + \mu_k \frac{1}{(1-x)^2} = 0 \text{ 可得 } x^k$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^k = 0 = x^*$$

x^* 即为原问题的最优解.

8.9. 解: 构造增广函数 $\psi_k(x)$ 如下:

$$\psi_k(x) = x_1^3 + x_2^3 + \mu_k \frac{1}{x_1 + x_2 - 1}$$

$$\text{由 } \frac{\partial \psi_k(x)}{\partial x_1} = 3x_1^2 - \frac{\mu_k}{(x_1 + x_2 - 1)^2} = 0 \text{ 可得 } x_1^k$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_1^k = 0 \text{ 或 } \lim_{k \rightarrow \infty} x_1^k = 1 - x_2$$

若 x_1^k, x_2^k 为最优解, 需保证 $x_1 + x_2 - 1 = 0$

$$\text{当 } x_1^k = 0 \text{ 时 } x_2^k = 1, \quad f_k(x) = 1$$

$$\text{当 } x_1^k = 1 - x_2 \text{ 时, } f_k(x) = 1 - 3x_2 + 3x_2^2 \quad \min f_k(x) = \left(\frac{1}{2}\right)^3 \times \left(\frac{1}{2}\right)^3 = \frac{1}{4}$$

即问题 $\min_{x \in \mathbb{R}^n} f_k(x)$ 的最优解为 $x_1^* = \frac{1}{2}, x_2^* = \frac{1}{2}$.

8.10. 解: (1) 以增广函数 ψ_k 为障碍函数.

构造增广函数 $\psi_k(x)$ 如下:

$$\psi_k(x) = x_1 + 2x_2 + M_k \frac{1}{-x_1^2 + x_2} + M_k \frac{1}{x_1}$$

$$\text{由 } \frac{\partial \psi_k(x)}{\partial x_1} = 1 + M_k \frac{2x_1}{(-x_1^2 + x_2)^2} - M_k \frac{1}{x_1^2} = 0$$

$$\frac{x_1^2(-x_1^2 + x_2)^2}{(-x_1^2 + x_2)^2 - 2x_1^2} = \mu \rightarrow 0$$

$$\therefore x_1 = 0 \quad -x_1^2 + x_2 = 0 \quad \text{即 } x_2 = 0$$

$$\text{即得 } x^* = 0, \quad x_2^* = 0.$$

(2) 以对数函数为障碍函数.

构造增广函数 $\psi_k(x)$ 如下:

$$\psi_k(x) = x_1 + 2x_2 + M_k \ln \frac{1}{-x_1^2 + x_2} + M_k \ln \frac{1}{x_1}$$

$$\text{由 } \frac{\partial \psi_k(x)}{\partial x_1} = 1 + M_k \cdot (-x_1^2 + x_2) \cdot \frac{-2x_1}{(-x_1^2 + x_2)^2} - M_k \cdot \frac{1}{x_1^2} = 0$$

$$= 1 + M_k \frac{2x_1}{-x_1^2 + x_2} - M_k \frac{1}{x_1^2} = 0$$

$$\frac{x_1(-x_1^2 + x_2)}{-3x_1^2 + x_2} = \mu \rightarrow 0$$

$$\therefore x_1 = 0, \quad -x_1^2 + x_2 = 0, \quad \text{即 } x_2 = 0$$

$$\text{即得 } x^* = 0, \quad x_2^* = 0.$$

补充: 2. 解: $\nabla f(x) = 2[x_1, x_2]^T$.

$$\theta_1(x) = 1 - x_1 - x_2, \quad \nabla \theta_1(x) = [-1, -1]^T$$

由 KKT 条件得:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \lambda \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix} = 0$$

由 KKT 条件及约束条件得:

$$\begin{cases} x_1 - \lambda = 0 \\ x_2 - \lambda = 0 \\ \lambda(1 - x_1 - x_2) = 0 \\ 1 - x_1 - x_2 \leq 0 \\ \lambda, x_1, x_2 \geq 0. \end{cases}$$

(1) 若 $\lambda = 0$, $x_1 = x_2 = 0$ 与 $1 - x_1 - x_2 \leq 0$ 矛盾.

(2) 若 $1 - x_1 - x_2 = 0$ $x_1 = x_2 = \frac{1}{2}$, 满足, $\lambda = \frac{1}{2}$

$$\therefore \left[\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right]^T \text{ 为 K-T 点}$$

9. 解: $\nabla f(x) = 3[x_1^2, x_2^2]^T$

$g(x) = 1 - x_1 - x_2$, $\nabla g(x) = [-1, -1]^T$

由KKT条件得

$$\begin{bmatrix} x_1^2 \\ x_2^2 \end{bmatrix} + \lambda \begin{bmatrix} -1 \\ -1 \end{bmatrix} = 0$$

由KKT条件及约束条件得

$$\begin{cases} x_1^2 - \lambda = 0 \\ x_2^2 - \lambda = 0 \\ \lambda(1 - x_1 - x_2) = 0 \\ 1 - x_1 - x_2 \leq 0 \\ \lambda, x_1, x_2 \geq 0 \end{cases}$$

1). 若 $\lambda = 0$, $x_1 = x_2 = 0$ 与 $1 - x_1 - x_2 \leq 0$ 矛盾

2). 若 $1 - x_1 - x_2 = 0$, $x_1 = x_2 = \frac{1}{2}$, 满足条件. 此时 $\lambda = \frac{1}{4}$

$\therefore [\frac{1}{2}, \frac{1}{2}]^T$ 为K-T点

10. 解: $\nabla f(x) = [1, 2]^T$

$g_1(x) = x_1^2 - x_2$, $\nabla g_1(x) = [2x_1, -1]^T$

$g_2(x) = -x_1$, $\nabla g_2(x) = [-1, 0]^T$

由KKT条件得

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + \lambda_1 \begin{bmatrix} 2x_1 \\ -1 \end{bmatrix} + \lambda_2 \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} = 0$$

由KKT条件及约束条件得

$$\begin{cases} 1 + 2\lambda_1 x_1 - \lambda_2 = 0 \\ 2 - \lambda_1 = 0 \\ \lambda_1(x_1^2 - x_2) = 0 \\ -\lambda_2 x_1 = 0 \\ x_1^2 - x_2 \leq 0 \\ -x_1 \leq 0 \\ \lambda_1, \lambda_2, x_1, x_2 \geq 0 \end{cases}$$

$\lambda_1 = 2$, $x_1^2 - x_2 = 0$, $x_1^2 = x_2$

1). 若 $\lambda_2 = 0$, $1 + 4x_1 = 0$, $x_1 = -\frac{1}{4}$, 与 $x_1 \geq 0$ 矛盾

2). 若 $x_1 = 0$, $\lambda_2 = 1$, $x_2 = 0$, 满足条件

$\therefore x_1^* = x_2^* = 0$

$g(x) =$

由KKT

$$\begin{cases} 7x_1 + 2x_2 = 1 \\ 2x_1 + 2x_2 = 1 \\ -x_1 - x_2 + x_3 = 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} 7x_1 + 2x_2 = 1 \\ 2x_1 + 2x_2 = 1 \\ -x_1 - x_2 + x_3 = 0 \\ \lambda(2x_1 + 2x_2 - 1) = 0 \\ 2x_1 + 2x_2 = 1 \\ \lambda, x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{cases}$$

当 $\lambda = 0$ 时

11. 解: $\nabla f(x) = [14x_1 + 4x_2 - 2x_3 - 2, 4x_1 + 4x_2 - 2x_3 - 2, -2x_1 - 2x_2 + 2x_3 + 2]^T$
 $g(x) = -x_1^2 - x_2^2 - x_3^2$

$g(x) = 2x_1 + x_3$ $\nabla g(x) = [2, 0, 1]^T$

由 KKT 条件得:

$$\begin{bmatrix} 7x_1 + 2x_2 - x_3 - 1 \\ 2x_1 + 2x_2 - x_3 - 1 \\ -x_1 - x_2 + x_3 + 1 \end{bmatrix} + \lambda \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 0$$

求解

$$\begin{cases} 7x_1 + 2x_2 - x_3 - 1 + 2\lambda = 0 \\ 2x_1 + 2x_2 - x_3 - 1 = 0 \\ -x_1 - x_2 + x_3 + 1 + \lambda = 0 \\ \lambda(2x_1 + x_3) = 0 \\ 2x_1 + x_3 \leq 0 \\ \lambda, x_1, x_2, x_3 \geq 0 \end{cases}$$

当 $\lambda = 0$ 时 $x_1 = 0, x_3 = 0, x_2 = \frac{1}{2}$ 不满足 $2x_1 + 2x_2 - x_3 - 1 = 0$

当 $\lambda \neq 0$ 时 $x_1 = \frac{1}{7}, x_2 = \frac{3}{14}, x_3 = -\frac{2}{7}, \lambda = -\frac{5}{14}$ 满足条件

$$\therefore x_1^* = \frac{1}{7}, x_2^* = \frac{3}{14}, x_3^* = -\frac{2}{7}$$