

浙江工业大学《最优化方法》期末试卷

(2021 ~ 2022 第一学期)

一、(8 分) 判别函数 $f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + 6x_2^2 + 8x_3^2 - 4x_1x_2 - 10x_2x_3 + 6x_1x_3$ 是否为凸函数, 并证明。

二、(10 分) 求出函数

$$f(x_1, x_2) = -x_1^3 + 3x_1^2 + 2x_2^3 + 3x_1x_2^2 + 9x_1$$

的所有稳定点, 并判断它们是极大值点、极小值点还是鞍点。

三、(12 分) 考虑问题

$$\min f(x_1, x_2) = 4x_1^2 + x_2^2 - x_1^2x_2,$$

(1) 求 $x^{(0)} = (3, 4)^T$ 处的最速下降方向 d_0 , 并用解析法求出 d_0 的精确步长 α_0 ;

(2) 以 $y^{(0)} = (1, 1)^T$ 为初始点, 用原始牛顿法迭代一步;

(3) 以 $z^{(0)} = (2, 0)^T$ 为初始点, 用原始牛顿法迭代会失败吗? 说明理由。

四、(12 分) 利用线性搜索方法求解一维极小化问题

$$\min_{\alpha \geq 0} \varphi(\alpha) = \alpha^3 - 12\alpha,$$

(1) 取插值点 $\alpha_1 = 0, \alpha_2 = 1, \alpha_3 = 3$, 用三点二次插值法迭代一步, 给出下一步的三个插值点;

(2) 取插值点 $\beta_1 = 1, \beta_2 = 3$, 用插值条件 $\varphi(\beta_1), \varphi'(\beta_1), \varphi'(\beta_2)$ 构造二次插值多项式, 求出插值多项式的极小点 $\bar{\beta}$;

(3) 若采用 0.618 法求解该问题, 给出初始区间 $[0, 3]$, 要求最后区间长度不超过 $\delta = 10^{-3}$, 则至少需要迭代多少步 (写出表达式即可)?

(4) 简要说明上述三种方法的优缺点。

五、(10 分) 考虑约束最优化问题

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) = x_1^2 + \frac{2}{x_1x_2} \\ \text{s.t.} \quad & c_1(x) = -x_1^2 + x_2 \geq 0, \\ & c_2(x) = 2 - x_1 - x_2 \geq 0, \\ & c_3(x) = x_1 - 0.1 \geq 0. \end{aligned}$$

(1) 给出可行点 $\bar{x} = (1, 1)^T$ 处的积极约束和线性化可行方向 $d = (d_1, d_2)^T$ 应满足的条件 (用 d_1, d_2 的表达式给出);

(2) \bar{x} 处的负梯度方向是线性化可行方向吗? 如果不是, 请给出 \bar{x} 处的一个线性化可行的下降方向;

(3) 该问题是凸规划吗? 证明你的结论。

六、(10 分) 利用对数障碍函数法求解

$$\begin{aligned} \min \quad & x_1 + x_2 \\ \text{s.t.} \quad & 4 - x_1^2 - 4x_2^2 \geq 0. \end{aligned}$$

七、(16 分)

(1) 取初始点 $x^{(0)} = (1, 0)^T$, 用 FR 共轭梯度法求解

$$\min_{x \in \mathbf{R}^2} f(x) = \frac{3}{2}x_1^2 + \frac{1}{2}x_2^2 - x_1x_2 - 5x_1 + x_2,$$

其中, FR 公式: $\beta_{k-1} = \frac{g_k^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}}$ 。

(2) 与最速下降法和牛顿法相比, 共轭梯度法有哪些优点? 试从计算量、存储量、收敛速度等方面讨论。

八、(12 分) 考虑非线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & (x_1 - 3)^2 + (x_2 - 1)^2 \\ \text{s.t.} \quad & -x_1^2 + x_2 \geq 0, \\ & 2x_1 + x_2 - 3 = 0. \end{aligned}$$

求其 KKT 点和对应的 Lagrange 乘子。

九、(10 分) 已知二次函数 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Gx + g^T x$, G 为对称正定矩阵, 给定两点 $x^{(1)}, x^{(2)}$ 与方向 d , 满足 $x^{(1)} - x^{(2)}$ 与 d 线性无关, 对于 $i = 1, 2$, $y^{(i)}$ 是 $f(x)$ 在 $x^{(i)}$ 与方向 d 所长称的线性流形 $\{x | x = x^{(i)} + \alpha d, \alpha \in \mathbf{R}\}$ 中的极小点, 证明: 方向 $y^{(1)} - y^{(2)}$ 与方向 d 是 G -共轭的。