

The Key for Homework 1

2022 年 10 月 14 日

1. 证明. 必要性:

$\forall (x_1, y_1), (x_2, y_2) \in \text{epi}(f)$, 以及 $\alpha \in [0, 1]$, 有 $f(x_1) \leq y_1, f(x_2) \leq y_2$. 由凸函数的性质:

$$\begin{aligned} f(\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2) &\leq \alpha f(x_1) + (1 - \alpha)f(x_2) \\ &\leq \alpha y_1 + (1 - \alpha)y_2, \end{aligned}$$

故 $(\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2, \alpha y_1 + (1 - \alpha)y_2) \in \text{epi}(f)$, $\text{epi}(f)$ 为凸集。

充分性:

假设 $\text{epi}(f)$ 为凸集。 $\forall x_1, x_2 \in \text{dom}(f)$, 有 $(x_1, f(x_1)), (x_2, f(x_2)) \in \text{epi}(f)$, $\forall \alpha \in [0, 1]$, 由凸集的性质得 $(\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2, \alpha f(x_1) + (1 - \alpha)f(x_2)) \in \text{epi}(f)$ 即:

$$f(\alpha x_1 + (1 - \alpha)x_2) \leq \alpha f(x_1) + (1 - \alpha)f(x_2),$$

$f(x)$ 为凸函数得证。 □

2. 证明. 2.1(局部全局定理): 设 x^* 为 $f(x)$ 的一个局部极小值点, 由 $f(x)$ 的可微性, x^* 一定为稳定点。 有

$$f'(x^*) = 0,$$

由凸函数的性质, 我们得到:

$$f(y) \geq f(x^*) + f'(x^*)^\top (y - x^*) = f(x^*),$$

其中 $y \in \text{dom}(f)$ 。 从而 x^* 为全局极小值点。

2.2(反证): 假设 $y^* \neq x^*$ 为另外的极小值点, 由 2.1 的结论可知, y^* 也是全局极小值点, 故有 $f(x^*) = f(y^*), \forall \alpha \in (0, 1)$, 由 $f(x^*)$ 严格凸:

$$f(\alpha x^* + (1 - \alpha)y^*) < \alpha f(x^*) + (1 - \alpha)f(y^*) = f(x^*).$$

这与 x^* 为全局极小值点矛盾, 原问题得证。 □

3. 解: 易得三个子问题中的迭代序列均收敛到0。

3.1

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{2^{-(k+1)}}{2^{-k}} = \frac{1}{2}$$

由 $0 < \frac{1}{2} < 1$, 序列线性收敛。

3.2

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{(k+1)^{-(k+1)}}{k^{-k}} &= \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{(k)^k}{(k+1)^{(k+1)}} \\ &= \lim_{k \rightarrow \infty} \frac{1}{k+1} \times \left(\frac{k}{k+1}\right)^k \\ &= 0 \times \frac{1}{e} = 0 \end{aligned}$$

序列超线性收敛。

3.3

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{a^{2^{k+1}}}{(a^{2^k})^2} = \lim_{k \rightarrow \infty} a^{2^{k+1} - 2^{k+1}} = 1$$

序列为二阶收敛。

4. 证明. 由假设可知

$$f(x_k + \alpha d_k) \leq f(x_k) + \alpha d_k^T \nabla f(x_k) + \frac{\alpha^2}{2} M \|d_k\|^2$$

对一切 $\alpha > 0$ 都成立. 令

$$\bar{\alpha} = -d_k^T \nabla f(x_k) / (M \|d_k\|^2),$$

则有

$$\begin{aligned} f(x_k) - f(x_k + \alpha_k d_k) &\geq f(x_k) - f(x_k + \bar{\alpha} d_k) \\ &\geq -\bar{\alpha} d_k^T \nabla f(x_k) - \frac{\bar{\alpha}^2}{2} M \|d_k\|^2 \\ &= \frac{1}{2} \frac{(d_k^T \nabla f(x_k))^2}{M \|d_k\|^2} \\ &= \frac{1}{2M} \|\nabla f(x_k)\|^2 \frac{(d_k^T \nabla f(x_k))^2}{\|d_k\|^2 \|\nabla f(x_k)\|^2} \\ &= \frac{1}{2M} \|\nabla f(x_k)\|^2 \cos^2 \langle d_k, -\nabla f(x_k) \rangle. \end{aligned}$$

□

5. 证明. $f(x_k + \alpha d_k)$ 在 $\alpha = 0$ 处的斜率为 $g_k^T d_k$.

$$\forall \epsilon > 0, \exists |\alpha_1 - 0| < \delta$$

$$s.t. \left| \frac{f(x_k + \alpha d_k) - f(x_k)}{\alpha} - g_k^T d_k \right| < \epsilon$$

则有 $f(x_k + \alpha_1 d_k) < f(x_k) + \alpha_1 g_k^T d_k + \epsilon < f(x_k) + \rho \alpha_1 g_k^T d_k$.

假设 $f(x_k + \alpha d_k) < f(x_k) + \rho g_k^T d_k \alpha$ 对 $\alpha > 0$ 恒成立.

令 $\alpha \rightarrow +\infty$, 有 $f(x_k + \alpha d_k) \rightarrow -\infty$.

这与 $f(x_k + \alpha d_k)$ 在 $\alpha > 0$ 时有下界相矛盾.

故必存在一个 α^* 使得 $f(x_k + \alpha^* d_k) = f(x_k) + \rho g_k^T d_k \alpha^*$. (不妨设 α^* 为 $f(x_k + \alpha d_k)$ 与 $f(x_k) + \rho \alpha_1 g_k^T d_k$ 在 $\alpha > 0$ 范围内的首个交点)

则 α^* 满足 Goldstein 准则.

因此, 在 $[0, \alpha^*]$ 内都有 $f(x_k + \alpha d_k) \geq f(x_k) + \rho g_k^T d_k \alpha$ 成立.

记 $h(x) = f(x_k + \alpha d_k) - f(x_k) - \rho g_k^T d_k \alpha$.

很容易知道 $h(x)$ 满足 Rolle 定理的条件.

故存在 $\alpha_0 \in [0, \alpha^*]$ 使得 $g(x_k + \alpha_0 d_k)^T d_k = \rho g_k^T d_k > \sigma g_k^T d_k$ 成立.

则 α_0 满足 Wolfe 准则. □

6. 解: 算法如下:

第一步: 给定 $x_0, \epsilon > 0, k = 0$;

第二步: 若终止条件满足, 则迭代终止;

第三步: $d_k = -g_k$;

第四步: 精确线搜索求 α_k ;

第五步: $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k, k = k + 1$, 转第二步。

以下是对无约束问题的解答:

$$\phi(\alpha) = f(x + \alpha d) = (x_1 + \alpha d_1)^2 + 2(x_2 + \alpha d_2)^2$$

$$\text{令 } \phi'(\alpha) = 0, \text{ 得 } \alpha = -\frac{d_1 x_1 + 2d_2 x_2}{d_1^2 + 2d_2^2}; \nabla f(x) = (2x_1, 4x_2)^T$$

$$\text{第1次迭代: } \nabla f(x^{(0)}) = (2, 4)^T, d^{(0)} = -\nabla f(x^{(0)}) = (-2, -4)^T, \phi(\alpha) = f(x^{(0)} + \alpha d^{(0)}),$$

$$\text{令 } \phi'(\alpha) = 0, \text{ 得 } \alpha_0 = \frac{5}{18}, x^{(1)} = x^{(0)} + \alpha_0 d^{(0)} = (\frac{4}{9}, -\frac{1}{9})^T$$

$$\text{第2次迭代: } \nabla f(x^{(1)}) = (\frac{8}{9}, -\frac{4}{9})^T, d^{(1)} = -\nabla f(x^{(1)}) = (-\frac{8}{9}, \frac{4}{9})^T$$

$$\phi(\alpha) = f(x^{(1)} + \alpha d^{(1)}), \text{ 令 } \phi'(\alpha) = 0, \text{ 得 } \alpha_1 = \frac{5}{12}, \text{ 故 } x^{(2)} = x^{(1)} + \alpha_1 d^{(1)} = (\frac{2}{27}, \frac{2}{27})^T$$

如此迭代, 达到自己选择的精度 ϵ 即可。