

第十一次作业答案

1. 给定函数

$$f(x) = (6 + x_1 + x_2)^2 + (2 - 3x_1 - 3x_2 - x_1x_2)^2$$

求在点 $\hat{x} = \begin{bmatrix} -4 \\ 6 \end{bmatrix}$

处的牛顿方向和最速下降方向。

解：牛顿方向为： $d = \begin{bmatrix} \frac{22}{31} \\ -\frac{126}{31} \end{bmatrix}$

最速下降方向为： $d = \begin{bmatrix} 344 \\ -56 \end{bmatrix}$ 。

2. 设有函数

$$f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + c$$

其中 A 为对称正定矩阵。又设 $x^{(1)} (\neq \bar{x})$ 可表示为

$$x^{(1)} = \bar{x} + \mu p$$

其中 \bar{x} 是 $f(x)$ 的极小点， p 是 A 的属于特征值 λ 的特征向量。证明：

(1) $\nabla f(x^{(1)}) = \mu \lambda p$

(2) 如果从 $x^{(1)}$ 出发，沿最速下降方向作一维搜索，则一步达到极小点 \bar{x} 。

证明：(1) 因为 $\nabla f(x^{(1)}) = Ax^{(1)} + b$ ，而 $x^{(1)} = \bar{x} + \mu p$ ，

$$\text{所以 } \nabla f(x^{(1)}) = A(\bar{x} + \mu p) + b = A\bar{x} + \mu Ap + b = \nabla f(\bar{x}) + \mu Ap$$

由于 \bar{x} 是 $f(x)$ 的极小点， p 是 A 的属于特征值 λ 的特征向量

$$\text{所以， } \nabla f(\bar{x}) = 0, Ap = \lambda p$$

$$\text{即 } \nabla f(x^{(1)}) = \mu \lambda p。$$

(2) 搜索方向 $d = -\nabla f(x^{(1)}) = -\mu \lambda p$ ，设从 $x^{(1)}$ 出发，沿最速下降方向作一维搜索得到

$$x^{(2)}，\text{ 则 } x^{(2)} = x^{(1)} + \alpha d，\text{ 其中 } \alpha = -\frac{\nabla f(x^{(1)})^T d}{d^T A d}，\text{ 由(1)，得 } \alpha = \frac{1}{\lambda}，$$

所以, $x^{(2)} = x^{(1)} + \alpha d = \bar{x} + \mu p + \frac{1}{\lambda}(-\lambda \mu p) = \bar{x}$,

即从 $x^{(1)}$ 出发, 沿最速下降方向作一维搜索, 则一步达到极小点 \bar{x} 。

3. 设 A 为 n 阶实对称正定矩阵, 证明 A 的 n 个互相正交的特征向量 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 关于 A 共轭。

证明: 设 $Ap^{(i)} = \lambda_i p^{(i)}, i = 1, 2, \dots, n$, 则对任意的 $i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, n$, 有

$$(p^{(i)})^T Ap^{(j)} = (p^{(i)})^T \lambda_j p^{(j)} = 0$$

所以 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 关于 A 共轭。

4. 设 A 为 n 阶对称正定矩阵, 非零向量 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)} \in E^n$ 关于矩阵 A 共轭。证明:

$$(1) \quad x = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} Ax}{p^{(i)T} Ap^{(i)}} p^{(i)}, \quad \forall x \in E^n$$

$$(2) \quad A^{-1} = \sum \frac{p^{(i)} p^{(i)T}}{p^{(i)T} Ap^{(i)}}$$

证明: (1) 因为非零向量 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)} \in E^n$ 关于矩阵 A 共轭, 所以 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$

线性无关, 因而 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 构成一组基。对 $\forall x \in E^n$, 设

$$x = k_1 p^{(1)} + k_2 p^{(2)} + \dots + k_n p^{(n)}$$

上式两边左乘 $p^{(i)T} A$, 得 $p^{(i)T} Ax = k_i p^{(i)T} Ap^{(i)} \Rightarrow k_i = \frac{p^{(i)T} Ax}{p^{(i)T} Ap^{(i)}}$

设 $A^{-1} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$

则由 (1) , 得:

$$\begin{aligned} A^{-1} &= \left(\sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} A \beta_1}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)}, \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} A \beta_2}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)}, \dots, \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} A \beta_n}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{p^{(i)T} A p^{(i)}} \left(p^{(i)T} A \beta_1 p^{(i)}, p^{(i)T} A \beta_2 p^{(i)}, \dots, p^{(i)T} A \beta_n p^{(i)} \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)} \left(p^{(i)T} A \beta_1, p^{(i)T} A \beta_2, \dots, p^{(i)T} A \beta_n \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)} p^{(i)T} A (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)} p^{(i)T} A A^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)} p^{(i)T}}{p^{(i)T} A p^{(i)}} \end{aligned}$$