

最优化方法作业11 2021210929 方言

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

则 $\nabla f(x) = Ax + b$

由于 \bar{x} 为极小点, 则 $\nabla f(\bar{x}) = A\bar{x} + b = 0$.

又 p 是 A 关于特征值 λ 的特征向量, 则 $Ap = \lambda p$

故 $\nabla f(x^{(1)}) = A(\bar{x} + \mu p) + b = \mu \cdot Ap = \mu \cdot \lambda p$

2) 用最速下降法, 进行一维搜索, 则求 γ 使得:

$$\begin{aligned} & \min_{\gamma \geq 0} f(x^{(1)} + \gamma \cdot (-\mu \lambda p)) \\ &= \min_{\gamma \geq 0} f(\bar{x} + (1 - \gamma \lambda) \mu p) \end{aligned}$$

由于 A 是对称正定矩阵, 则 $\lambda > 0$. 故 γ 取 $\frac{1}{\lambda}$ 时, 取到 $f(\bar{x})$ 为极小值.

因此 $x^{(2)} = \bar{x} + (1 - \gamma \lambda) \mu p = \bar{x}$. 一步到达极小点,

3. 由于 $p^{(i)}, i=1, 2, \dots, n$ 为特征向量, 故设对应特征值为 λ_i

则 $Ap^{(i)} = \lambda_i p^{(i)} \quad i=1, 2, \dots, n$

又由于 $p^{(i)}$ 互相正交, 即 $p^{(i)T} \cdot p^{(j)} = 0, \quad i, j=1, 2, \dots, n, i \neq j$

此时, $p^{(i)T} A p^{(j)} = p^{(i)T} \lambda_j p^{(j)} = 0, \quad i, j=1, 2, \dots, n, i \neq j$

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

4. 1) 由于 $p^{(i)}$ 关于 A 共轭, 且 $p^{(i)}$ 非零, 故 $p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(n)}$ 线性无关.

将其作为一组基向量, 则对 $\forall x \in \mathbb{R}^n, \quad x = \alpha_1 p^{(1)} + \alpha_2 p^{(2)} + \dots + \alpha_n p^{(n)}$

左乘 $p^{(i)T} A$ 可得: $p^{(i)T} A x = \alpha_1 p^{(i)T} A p^{(1)} + \dots + \alpha_n p^{(i)T} A p^{(n)}$

由于 $p^{(i)T} A p^{(j)} = 0, \quad i \neq j$ 故 $p^{(i)T} A x = \alpha_i p^{(i)T} A p^{(i)}$

即可得 $\alpha_i = \frac{p^{(i)T} A x}{p^{(i)T} A p^{(i)}}$

故 $x = \sum_{i=1}^n \alpha_i p^{(i)}$
 $= \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)T} A x}{p^{(i)T} A p^{(i)}} p^{(i)}$

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

由1)中结论, $\beta_i = \sum_{j=1}^n \frac{p^{(j)T} A \beta_i}{p^{(j)T} A p^{(j)}} \cdot p^{(j)}$

则 $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) = \sum_{j=1}^n \frac{p^{(j)} p^{(j)T} A}{p^{(j)T} A p^{(j)}} (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$

$$\text{即 } (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)} p^{(i)T}}{p^{(i)T} A p^{(i)}} \cdot A A^{-1} = \sum_{i=1}^n \frac{p^{(i)} p^{(i)T}}{p^{(i)T} A p^{(i)}}$$

5. 由于该问题为凸规划，且 \bar{x} 是最优解，故 \bar{x} 满足 KKT 条件。

$$\text{即 } \begin{cases} A\bar{x} - w = 0 \\ w^T(\bar{x} - b) = 0 \Rightarrow w = A\bar{x} \\ w \geq 0 \end{cases}$$

$$\text{则 } w^T(\bar{x} - b) = 0 \Rightarrow \bar{x}^T A^T (\bar{x} - b) = 0$$

由于 A 对称，故 $A^T = A$ 。即 $\bar{x}^T A (\bar{x} - b) = 0$

即 \bar{x} 与 $\bar{x} - b$ 关于 A 共轭