矩阵分析

& 最优化方法

考题整理

目录

CHAPTER I

矩阵分析

SECTION I.1

今年题

考试分为填空和大题.

I.1.1 填空题

填空主要是矩阵的极限、级数、微分相关的题型. 不管是矩阵的级数还是极限, 一个明显的套路就是将矩阵对角化或者化成 Jordan 标准型, 再进行求解.

题 1

设矩阵 $A=\begin{bmatrix}0 & a & a\\ a & 0 & a\\ a & a & 0\end{bmatrix}$, 试求 $\lim_{m\to\infty} A^m=O$ 时 a 的取值范围为________.

解. A 有特征值 $\lambda_1=2a$(1 重),$\lambda_2=-a$(2 重), 且 A 可对角化, 存在可逆矩阵 P, 使得 $P^{-1}AP=D=\operatorname{diag}\{2a,-a,-a\}$, 如果 $\lim_{m\to\infty} A^m=O$, 那么 $|2a|<1$ 且 $|a|<1$,a 取值范围 $\left(-\frac{1}{2},\frac{1}{2}\right)$. **解毕.**

题 2

矩阵 A 满足 $\|A\|<1$, 则 $\lim_{m\to\infty} A^m=$________.

解. 因为 $\|A^m\|\leqslant\|A\|^m\longrightarrow 0$ 当 $m\to\infty$, 则所求极限为 O. **解毕.**

I.1.2 大题

大题的第一题是关于盖氏圆盘定理的应用和推论. 这个题大致是先用 Gerŝgorin 圆盘定理判断特征值分布在哪些圆盘中, 这就需要用到定理的推论.

题 2

矩阵 $A\in\mathbb{C}^{m\times n}$, 证明:

$$\max_{i,j}|a_{ij}|\leqslant\|A\|_2\leqslant\sqrt{mn}\max_{i,j}|a_{ij}|.$$

证明. 首先证明第一个不等式. 因为矩阵的 2-范数与向量的 2-范数是相容的, 取 $\varepsilon_j=(0,\cdots,1,\cdots,0)^T$ 为单位阵 I 的第 j 列. 又

$$\|A\|_2=\|A\|_2\|\varepsilon_j\|_2\geqslant\|A\varepsilon_j\|_2,$$

$A\varepsilon_j=(a_{1j},a_{2j},\cdots,a_{mj})^T$. 则

$$\|A\|_2\geqslant\sqrt{\sum_{i=1}^m a_{ij}^2}\geqslant\max_i|a_{ij}|.$$

由 j 的任意性,

$$\|A\|_2\geqslant\max_{i,j}|a_{ij}|.$$

第二个不等式. 记 $I_{ij}^{(k)}$ 为除了 (i,j) 元为 1 之外, 其余元素均为 0 的 k 阶方阵, 则

$$A=\sum_{i,j}I_{ii}^{(m)}AI_{jj}^{(n)},$$

其中 $I_{ii}^{(m)}AI_{jj}^{(n)}$ 是除了 (i,j) 元为 a_{ij} 之外其余元素为 0 的 $m\times n$ 矩阵, 则

$$\begin{aligned}\|A\|_2&\leqslant\sum_{i,j}\left\|I_{ii}^{(m)}AI_{jj}^{(n)}\right\|_2\\&\leqslant\sum_{k=1}^{\min(n,m)}|a_{ij}|\\&\leqslant\min(m,n)\max_{i,j}|a_{ij}|\\&\leqslant\sqrt{mn}\max_{i,j}|a_{ij}|.\end{aligned}$$

证毕. ■

大题的第三个题是关于满秩分解的, 纯粹是硬算.

题 4

矩阵 $X,A\in\mathbb{C}^{n\times n}$, 证明

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}X}\mathrm{tr}(X^TAX)=(A+A^T)X.$$

证明. 设 $X=[x_1,x_2,\cdots,x_n]=(x_{ij})_{n\times n}, A=(a_{ij})_{n\times n}$, 那么 $\operatorname{tr}(X^TAX)=\sum_{k=1}^n x_k^TAx_k$. 又 $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}X}x_k^TAx_k=\left(\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}x_{ij}}x_k^TAx_k\right)_{n\times n}$, 当 $j\neq k, \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}x_{ij}}x_k^TAx_k=0$, 当 $j=k$ 时, $\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}x_{ik}}x_k^TAx_k=\varepsilon_i^T(A+A^T)x_k$, 则

$$\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}X}x_k^TAx_k=\begin{bmatrix}0 & \cdots & \varepsilon_1^T(A+A^T)x_k & \cdots & 0\\ \vdots & & \vdots & & \vdots\\ 0 & \cdots & \varepsilon_n^T(A+A^T)x_k & \cdots & 0\end{bmatrix}.$$

得到

$$\begin{aligned}\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}X}X^TAX&=(\varepsilon_i^T(A+A^T)x_j)_{n\times n}\\&=I(A+A^T)X=(A+A^T)X.\end{aligned}$$

也就是要证的等式. ■

题 5

矩阵 $A,B\in\mathbb{C}^{m\times n}$ 且 $AB^H=B^HA=O$, 证明

$$(A+B)^+=A^++B^+.$$

证明. 首先证明 $(A+B)(A^++B^+)(A+B)=A+B$.

$$\begin{aligned}(A+B)(A^++B^+)(A+B)&=AA^+A+AA^+B+AB^+A+AB^+B\\&\quad+BA^+A+BA^+B+BB^+A+BB^+B\\&=A+B+\big(AA^+B+AB^+A+AB^+B\\&\quad+BA^+A+BA^+B+BB^+A\big).\end{aligned}$$

又因为

$$\begin{aligned}AA^+B&=(AA^+)^HB=(A^+)^HA^HB=O,\\AB^+A&=AB^+BB^+A=AB^H(B^+)^HB^+A=O,\end{aligned}$$

同理得到 $AB^+B=BA^+A=BA^+B=BB^+A=O$, 那么

$$(A+B)(A^++B^+)(A+B)=A+B.$$

同理, 可得 $(A^+ + B^+)(A+B)(A^+ + B^+) = A^+ + B^+$.

下面证明 $[(A+B)(A^+ + B^+)]^H = (A+B)(A^+ + B^+)$. 因为

$$\begin{aligned}[(A+B)(A^+ + B^+)]^H &= (AA^+ + AB^+ + BA^+ + BB^+)^H \\ &= AA^+ + BB^+ + (AB^+ + BA^+)^H.\end{aligned}$$

又 $AB^+ = AB^+BB^+ = AB^H(B^+)^H B^H = O$, 同理 $BA^+ = O$, 那么 $(A+B)(A^+ + B^+) = AA^+ + BB^+$, 则

$$[(A+B)(A^+ + B^+)]^H = AA^+ + BB^+ = (A+B)(A^+ + B^+).$$

同理,$[(A^+ + B^+)(A+B)]^H = (A^+ + B^+)(A+B)$.

则 $(A+B)^+ = A^+ + B^+$. ■

大题第 6 题大致是: 对于线性方程组 $Ax = b$, 需要

1. 求解 A^+.
2. 计算 $\beta = Ay_0$, 其中 y_0 是最小二乘解 (其实 y_0 就是 A^+b).

也是硬算题.

SECTION I.2

往年题

题 1

求矩阵 $A = \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 \\ 2 & -1 & -2 \\ -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}$ 的行列式因子、不变因子和初等因子.

解. 矩阵 $\lambda I - A$ 的 Smith 标准型为

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & (\lambda-1)(\lambda+1)(\lambda-3) \end{bmatrix}$$

行列式因子:$D_1 = 1, D_2 = 1, D_3 = (\lambda-1)(\lambda+1)(\lambda-3)$.

不变因子:$d_1 = 1, d_2 = 1, d_3 = (\lambda-1)(\lambda+1)(\lambda-3)$.

初等因子:$\lambda-1, \lambda+1, \lambda+3$. **解毕.**

题 2

设 A 是 n 阶常数对称矩阵. 向量函数 $y = (y_1(t), t_2(t), \cdots, y_n(t))^T$, 二次型 $f(y) = y^T Ay$, 证明:$\frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}t} = 2y^T A\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}t}$.

证明. 注意到 A 对称,

$$\begin{aligned}\frac{\mathrm{d}f}{\mathrm{d}t} &= \frac{\mathrm{d}y^T}{\mathrm{d}t}Ay + y^T A\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}t} \\ &= 2y^T A\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}t}.\end{aligned}$$

即证. ■

题 3

求 $A = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 的奇异值分解.

解. 求 A^TA. $A^TA = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -2 \\ 0 & 1 & 0 \\ -2 & 0 & 4 \end{bmatrix}$.

求 A^TA 的特征值和特征向量. A^TA 的特征值为 $\lambda_1 = 5, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 0$, 对应的特征向量按照矩阵写出是 $V = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{5}} & 0 & \frac{2}{\sqrt{5}} \\ 0 & 1 & 0 \\ \frac{2}{\sqrt{5}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{5}} \end{bmatrix}$.

利用 $A = U\begin{bmatrix} S & O \\ O & O \end{bmatrix}V^H$ 求解 U(或 V). 已知 $S = \mathrm{diag}\{\sqrt{5}, 1\}$, 求解得 $U = I$.

解毕.

题 4

设 $m\times n$ 阶矩阵 A,$\mathrm{rank}(A)=r$, 证明:$A=CD$ 存在, 其中 C 是 $m\times r$ 阶列满秩阵,D 是 $r\times n$ 阶行满秩阵.

证明. 存在可逆矩阵 P,Q, 使得 $PAQ=B=\begin{bmatrix} I_r & O \\ O & O \end{bmatrix}$, 则

$$\begin{aligned} A &= P^{-1}BQ^{-1} \\ &= P^{-1}\begin{bmatrix} I_r \\ O \end{bmatrix}\begin{bmatrix} I_r & O \end{bmatrix}Q^{-1}, \end{aligned}$$

令 $C=P^{-1}\begin{bmatrix} I_r \\ O \end{bmatrix}$, $D=\begin{bmatrix} I_r & O \end{bmatrix}Q^{-1}$, 它们分别是列满秩和行满秩矩阵. ■

题 5

设矩阵 $A=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 求 e^{tA}.

解. 令 $P=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, $J=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 则

$$P^{-1}AP=J.$$

计算 e^{tA}:

$$\begin{aligned} e^{tA} &= e^{tPJP^{-1}} = Pe^{tJ}P^{-1} \\ &= P\exp(tI+tB)P^{-1} \\ &= P\exp(tI)\exp(tB)P^{-1} \\ &= e^{t}P\exp(tB)P^{-1} \\ &= e^{t}P\left(I+tB+\frac{t^2B^2}{2}\right)P^{-1} \end{aligned}$$

$$= e^t \begin{bmatrix} 1 & t & t^2/2+t \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

解毕.

题 6

设矩阵 $H \in \mathbb{C}^{n\times n}$, 证明其广义逆 $H^+ = H$ 当且仅当 H^2 是幂等 Hermite 矩阵且 $\operatorname{rank}(H^2) = \operatorname{rank}(H)$.

证明. “$\Rightarrow$”. 这时 $H^+ = H, H^2 = H^+H = (H^+H)^H = (H^2)^H$, 则 H^2 是 Hermite 阵;$(H^2)^2 = (H^+H)^2 = H^H H^+ H = H^+H = H^2$, 则 H^2 幂等;$H = HH^+H = H^3$,$\operatorname{rank}(H) \leqslant \operatorname{rank}(H^2)$, 则 $\operatorname{rank}(H) = \operatorname{rank}(H^2)$.

“$\Leftarrow$”. 因为 H^2 是 Hermite 阵, 那么 $(HH)^H = HH$. 又 $\operatorname{rank}(H^2) = \operatorname{rank}(H)$, 则 $R(H^2) = R(H)$, 即存在 A, 使得 $H^2A = H$,

$$HHH = HHA = H.$$

则 $H = H^+$. ∎

题 7

矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m\times n}$, 若存在 $G \in \mathbb{C}^{n\times m}, S \in \mathbb{C}^{m\times m}$ 和 $T \in \mathbb{C}^{n\times n}$ 满足

$$AGA = A, \tag{I.1}$$

$$G = A^H S, \tag{I.2}$$

$$G = TA^H, \tag{I.3}$$

则 G 唯一确定且 $G = A^+$. 根据式 (I.2) 和 (I.3),

证明.

$$A^H G^H G = A^H A T^H A^H S = (ATH^H A)^H S = (AGA)^H S = A^H S = G.$$

类似,$GG^H A^H = G$, 也就是如果有 (I.1)、(I.2) 和 (I.3) 成立, 一定就有 $A^H G^H G =$

$G, GG^HA^H = G$ 成立. 不妨令 $S = G^HG, T = GG^H$, 则 $S^H = S, T^H = T$,

$$(GA)^H = (A^HSA)^H = A^HS^HA = A^HSA = GA,$$
$$(AG)^H = (ATA^H)^H = AT^HA^H = ATA^H = AG,$$
$$GAG = (GA)^HG = A^HG^HG = A^HS = G.$$

则 $G = A^+$. 从上面求解 G 的过程来看,G 唯一确定. ■

题 8

设 $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 2 & 1 & 1 & 2 \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}$.

求:

1. A^+;
2. 用广义逆矩阵性质判别 $Ax = b$ 是否相容;
3. 若相容, 求出最小范数解; 若不相容, 求出最小范数二乘解.

解. 1. 将 A 奇异值分解, 设 $A = U \begin{bmatrix} S & O_1 \\ O_2 & O_3 \end{bmatrix} V^H$. 在形式上,

$$\begin{aligned} A^+ &= V \begin{bmatrix} S^{-1} & O_2^T \\ O_1^T & O_3^T \end{bmatrix} U^H \\ &= \begin{bmatrix} -0.1818 & 0.0455 & 0.3182 \\ 0.3182 & 0.0455 & -0.1818 \\ 0.3182 & 0.0455 & -0.1818 \\ -0.1818 & 0.0455 & 0.3182 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

(或者用满秩分解 $A = FG$,$A^+ = G^H(F^HFGG^H)^{-1}F^H$.)

2. A^+ 当然是 $A^{(1)}$, 计算 AA^+b, 得到

$$AA^+b = \begin{bmatrix} 1.0909 \\ 0.7273 \\ 1.0909 \end{bmatrix} \neq b.$$

方程组不相容.(或者说明 $\operatorname{rank}([A\ b]) \neq \operatorname{rank}(A)$.)

3. 最小范数二乘解为

$$x_0 = A^+b = \begin{bmatrix} 0.1818 \\ 0.1818 \\ 0.1818 \\ 0.1818 \end{bmatrix}.$$

解毕.

CHAPTER II

最优化方法

SECTION II.1

今年题

分为两部分: 陈述题和解答题 (解答题最后两道二选一).

II.1.1 陈述题

陈述题既包括定义比如**凸集**和**可行域**的概念, 也包括其他的一些基本的东西, 比如说是**信赖域方法简述和信赖域半径确定**, **最速下降法算法步骤**, **带不等式约束的外罚函数**等.

II.1.2 大题

大题差不多就是老师强调的重点.

题 1

定义在 $\mathbb{R}^3$ 上的函数 $f(x)=\frac{1}{3}x_1^3+\frac{1}{3}x_2^3-2x_2-x_1$, 求 f 的平稳点, 在平稳点中哪些是最优解?

思路

若 x 是 f 的平稳点, 那么有 $\nabla f(x)=0$, 这样求解可以得到平稳点.
要想找到最优解, 首先需要利用最优性条件的二阶必要条件判断那些是局部最小点, 然后在这些局部最小点中寻找.
对于本题来说, 因为是无约束优化问题, 而且 f 是三次的, 所以没有最小点.

题 2

考虑以下优化问题:

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

求出 KKT 点.

思路

首先写出这个问题的 KKT 条件，然后分类讨论，排除到最后只有一种情况，是一个不好求解的三次方程.

题 3

考虑无约束优化问题:

$$\min \quad f(x) = (-x_1+x_2+x_3)^2 + (x-1-x_2+x_3)^2 + (x_1+x_2-x_3)^2.$$

初始点 $x_0 = \left(\frac{1}{2}, 1, \frac{1}{2}\right)^T$，用共轭梯度法 (HS/CW/FR/PRP/Dixon/DY) 进行两步迭代.

思路 – 以 FR 为例

算法不唯一，其中一个是:

算法. 令 $f(x) = \frac{1}{2}x^TGx - bx$，其中 $G = \nabla^2 f(x)$.

步 1. 初始步：给出 x_0，计算 $r_0 = g_0 = \nabla f(x_0)$，令 $d_0 = -r_0, k := 0$.

步 2. 如果 $k > 2$，停止.

步 3. 依次计算

$$\alpha_k = \frac{r_k^T r_k}{d_k^T G d_k},$$
$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d + k,$$
$$r_{k+1} = r_k + \alpha_k G d_k,$$
$$\beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k},$$
$$d_{k+1} = -r_{k+1} + \beta_k d_k.$$

步 4. 令 $k := k+1$，转步 2.

没记错的话答案是 $(0,0,0)^T$.

题 4

有两个优化问题:

$$\textbf{(I)}\quad \begin{aligned} \min\quad & f(x) \\ \text{s.t.}\quad & a_i^T x - b_i \geqslant 0 \quad i \in \mathcal{I}, \\ & a_i^T x - b_i = 0 \quad i \in \mathcal{E}. \end{aligned} \qquad \textbf{(II)}\quad \begin{aligned} \min\quad & \nabla f(x)^T d \\ \text{s.t.}\quad & a_i^T d \geqslant 0 \quad i \in \mathcal{I}, \\ & a_i d = 0 \quad i \in \mathcal{E}. \end{aligned}$$

设 d 是 (II) 的解, 证明对 (I) 的任意可行点 x,d 是 x 的可行方向.

证明. 对任意的 $t>0, x$ 是 (I) 可行域的点,d 是 (II) 的解, 有

$$\begin{aligned} a_i^T(x+td) - b_i \geqslant a_i^T x - b_i + t a_i^T d \geqslant 0, \quad i \in \mathcal{I}, \\ a_i^T(x+td) - b_i = a_i^T x - b_i + t a_i^T d = 0, \quad i \in \mathcal{E}. \end{aligned}$$

则 $x+td$ 是可行域中的点.

! 其实要是说明 d 是可行方向, 还需要说明 $d \neq 0$, 但我不知道是题目不严谨还是确实有解 $d \neq 0$ 恒成立, 可以再验证一下.

■

题 5

d 是 $f(x)$ 的一个下降方向, 令

$$H = I - \frac{dd^T}{d^T \nabla f(x)} - \frac{\nabla f(x) \nabla f(x)^T}{\nabla f(x)^T \nabla f(x)}.$$

再令 $p = -Hf(x)$, 证明 p 是 f 在 x 处的一个下降方向.

证明. 定义验证.d 是 f 的一个下降方向, 则 $\nabla f(x)^T d < 0$.

$$\begin{aligned} \nabla f(x)^T p &= -\nabla f(x)^T H \nabla f(x) \\ &= -\left(\nabla f(x)^T \nabla f(x) - \frac{\nabla f(x)^T d d^T \nabla f(x)}{d^T \nabla f(x)} \right. \\ &\qquad \left. - \frac{\nabla f(x)^T \nabla f(x) \nabla f(x)^T \nabla f(x)}{\nabla f(x)^T \nabla f(x)} \right) \\ &= -(\nabla f(x)^T \nabla f(x) - d^T \nabla f(x) - \nabla f(x)^T \nabla f(x)) \\ &= d^T \nabla f(x) < 0. \end{aligned}$$

即 p 是一个下降方向. ■

题 6

二选一:

(1) G 是 n 阶正定矩阵,$\mathbb{R}^n$ 上的函数 $f(x)=\frac{1}{2}x^TGx+b^Tx$, 用共轭方向法求最小值, 证明精确线性搜索在第 n 步得到准确值.(题目大致是这样)

(2)

$$\begin{aligned} \min \quad & \tfrac{1}{2}\left[(x_1-1)^2+x_2^2\right] \\ \text{s.t.} \quad & x_1=\beta x_2^2. \end{aligned}$$

β 取何值时,$(0,0)^T$ 是局部极小点.

证明. (1) 问. 参考课本 P148 定理 4.3.3 的证明. 因为 G 正定, 且共轭方向 $d_0,d_1,\cdots$ 线性无关, 故只需要证明对所有的 $i\leqslant n-1$, 有

$$g_{i+1}^Td_j=0,\quad j=0,\cdots,i, \tag{II.1}$$

就可得出定理的结论. 因为当 $i=n-1$ 时,$g_n^Td_j=0(j=0,\cdots,n-1)$, 于是 $g_n=0$, 从而 x_n 是极小点.

现在证明(II.1). 由 $g_k=Gx_k+b$,

$$g_{k+1}-g_k=G(x_{k+1}-x_k)=\alpha Gd_k,$$

又, 在精确线性搜索下,$g_{k+1}^Td_k=0$, 故当 $j<i$ 时,

$$\begin{aligned} g_{i+1}^Td_j &= g_{j+1}^Td_j+\sum_{k=j+1}^{i}(g_{k+1}-g_k)^Td_j \\ &= g_{j+1}^Td_j+\sum_{k=j+1}^{i}\alpha_kd_k^TGd_j \\ &= 0. \end{aligned}$$

当 $j=i$ 时, 直接由精确线性搜索可知

$$g_{i+1}^Td_i=0.$$

从而(II.1)成立. ■

思路 – (2) 问

将 $x_1 = \beta x_2^2$ 代入目标函数, 化成单变量的无约束优化, 且 $(0,0)^T$ 是局部极小当且仅当 $x_2 = 0$ 是局部极小, 此时 $f'(0) = 0, f''(0) \geqslant 0$, 然后解出 β 的范围.

SECTION II.2

往年题 (2011)

只写出我们学过的知识点的题.

II.2.1 简答题

题 1

请给出凸函数的定义及 f 是凸集 D 上的凸函数的充要条件.

解. 定义. 对任意的 $x, y \in \mathbb{R}^n$ 及任意的 $0 \leqslant \lambda \leqslant 1$, 有

$$f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leqslant \lambda f(x) + (1-\lambda) f(y).$$

充要条件.(定义不就是吗, 不知道为什么这么问) 对任意的 $x, y \in D$ 及任意的 $0 \leqslant \lambda \leqslant 1$, 有

$$f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leqslant \lambda f(x) + (1-\lambda) f(y).$$

题 2

请给出求解无约束优化问题 $\min \ f(x)$ 的一般算法步骤.

解. 参考算法:

算法. step 1. 给定初始点 x_0, 令 $k := 0$.

step 2. 确定搜索方向 d_k.

step 3. 确定搜索步长 α_k, 满足

$$f(x_k + \alpha_k d_k) = \min_{\alpha \geqslant 0} f(x_k + \alpha d_k).$$

step 4. 判断终止条件，满足则终止；否则，$k := k+1$，转 step 2.

题 3

对于无约束优化问题，构造搜索方向 $d^{(k)}$ 有那些方法？请给出 $d^{(k)}$ 的四种表达式.

解. **最速下降法.** $d_k = -g_k$.

牛顿法. $d_k = -G_k^{-1} g_k$.

共轭梯度法. 以 FR 为例，$r_{k+1} = r_k + \alpha_k G d_k, \beta_k = \frac{r_{k+1}^T r_{k+1}}{r_k^T r_k}, d_{k+1} = -r_{k+1} + \beta_k d_k$.

拟牛顿法. $d_k = -B_k^{-1} g_k$. **解毕.**

题 4

请给出在 x 处下降方向 d 所满足的条件.

解.

$$\nabla f(x)^T d < 0.$$

题 5

请给出内点惩罚函数法中的惩罚函数/障碍函数的表达式.

解. 对数障碍函数

$$P(x;\mu) = f(x) - \mu \sum_{i \in \mathcal{I}} \log c_i(x).$$

分数障碍函数

$$P(x;\mu) = f(x) - \mu \sum_{i \in \mathcal{I}} \frac{1}{c_i(x)}.$$

题 6

请给出关于对称正定矩阵 A 共轭的含义, 并给出矩阵 $A=\begin{bmatrix}4 & 2\\ 2 & 4\end{bmatrix}$ 的一组共轭方向.

思路

向量 d_1,d_2 满足 $d_1^TAd_2=0$,d_1,d_2 是共轭的.
矩阵 A 只有两个共轭方向, 令 $d_1=(1,0)^T$, 代入上式解 d_2.

II.2.2 大题

题 1

对于无约束优化问题 $\min\ f(x)$:

1. 请给出求解无约束问题一阶必要性条件;
2. 请给出无约束问题最优解的二阶必要条件;
3. 请给出无约束问题最优解的二阶充分条件;

解. 一阶必要条件. 设 $f:D\subseteq\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}$ 在开集上连续可微, 若 $x^*\in D$ 是局部极小点, 则

$$g(x^*)=0.$$

二阶必要条件. 设 $f:D\subseteq\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}$ 在开集 D 上二阶连续可微, 若 $x^*\in D$ 是局部极小点, 则

$$g(x^*)=0,\quad G(x^*)\geqslant 0.$$

二阶充分条件. 设 $f:D\subseteq\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}$ 在开集 D 上二阶连续可微, 则 $x^*\in D$ 是 f 的严格局部极小点的充分条件是

$$g(x^*)=0\text{和 } G(x^*) \text{ 是正定矩阵.}$$

题 2

设有非线性方程组:

$$\begin{cases} f_1(x) = x_1^3 - 2x_2^2 - 1 = 0, \\ f_2(x) = 2x_1 + x_2 - 2 = 0. \end{cases}$$

1. 列出求解这个方程组的非线性最小二乘问题的数学模型;
2. 写出求解该问题的 Gauss-Newton 法的具体形式;
3. 取初始可行点 $x_0 = (2,2)^T$, 迭代一次.

解. 1. $\min \ \frac{1}{2}(f_1^2(x) + f_2^2(x))$.

2. Jacobian 矩阵为 A,$f_k = f(x_k)$, 格式

$$x_{k+1} = x_k + \delta_k = x_k - (A_k^T A_k)^{-1} A_k^T f_k. \tag{II.2}$$

3.

算法. 步 1. 给定初始点 x_0, 置 $k=0$.

步 2. 将 x_k 代入(II.2)得 x_{k+1}.

题 3

证明:B_k 对称正定,B_{k+1} 由 BFGS 校正公式

$$B_{k+1} = B_k - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k} + \frac{y_k y_k^T}{y_k^T s_k}$$

确定, 那么 B_{k+1} 对称正定的充要条件是 $y_k^T s_k > 0$.

证明. 可以借鉴课本 P163 定理 4.4.2 的证明.

"⇒". 考虑用归纳法证明

$$z^T B_{k+1} z > 0, \quad z \neq 0. \tag{II.3}$$

根据初始的选择,B_0 正定. 假设对某个 k 结论成立, 记 $B_k = LL^T$ 为 B_k 的 Cholesky

分解. 设

$$a = L^T z,\ b = L^T s_k. \tag{II.4}$$

则

$$\begin{aligned} z^T B_{k+1} z &= z^T \left(B_k - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k} \right) z + z^T \frac{y_k y_k^T}{s_k^T y_k} z \\ &= a^T a - \frac{(a^T b)^2}{b^T b} + \frac{(z^T y_k)^2}{s_k^T y_k} \end{aligned} \tag{II.5}$$

根据 Cauchy 不等式,

$$a^T a - \frac{(a^T b)^2}{b^T b} \geqslant 0, \tag{II.6}$$

又因为 $y_k^T s_k > 0$, 则

$$z^T H_{k+1} z \geqslant 0.$$

下面证明,(II.5)右边两项至少一项严格大于 0. 若第一项等于 0, 由 Cauchy 不等式,a 与 b 平行, 则 z 与 s_k 平行. 设 $z = \beta s_k, \beta \neq 0$, 这时,

$$\frac{(z^T y_k)^2}{s_k^T y_k} = \beta^2 y_k^T s_k > 0,$$

则第一项严格大于 0 时, 第二项也严格大于 0.

若第二项为 0, 则 $z^T y_k = 0$,z 与 s_k 不平行, 从而第一项大于 0, 否则,$z = \beta s_k, \beta \neq 0$, 又 $s_k^T y_k > 0$, 则 $z^T y_k = \beta s_k^T y_k \neq 0$, 矛盾. 充分性得证.

"$\Leftarrow$". 必要性可类似证明. ■

! 对于上一页的题, 其实在课本 P163 定理 4.4.2 中已经说明 $s_k^T y_k > 0$ 当且仅当 H_{k+1} 正定, 又因为 $H_{k+1} = B_{k+1}^{-1}$, 则 H_{k+1} 正定当且仅当 B_{k+1} 正定, 这样也证明了结论.

题 4

对于下列约束优化最问题

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) = (x_1-3)^2 + (x_2-2)^2 \\ \text{s.t.} \quad & x_1 + 2x_2 = 4, \\ & x_1^2 + x_2^2 \leqslant 5, \\ & x_1, x_2 \geqslant 0. \end{aligned}$$

1. 请给出求解一般约束优化问题的 KKT 一阶必要条件;
2. 验证 $\bar{x} = (2,1)^T$ 是否为改约束最优化问题的 KKT 点.

思路

直接用 KKT 条件.

题 5

问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) = x_1^2 - x_1x_2 + 2x_2^2 - x_1 - 10x_2 \\ \text{s.t.} \quad & -3x_1 - 2x_2 \geqslant -6 \\ & x_1 \geqslant 0, x_2 \geqslant 0. \end{aligned}$$

证明: 该问题是凸二次规划问题.

证明. 一方面, 可行域 D 是凸集.

另一方面,$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 4 \end{bmatrix}$ 是正定矩阵,f 是凸函数. ■