

Jordan标准型

Jordan矩阵

矩阵中, 形如
$$\begin{bmatrix} \lambda & 1 & & \\ & \lambda & \ddots & \\ & & \ddots & 1 \\ & & & \lambda \end{bmatrix}_{r \times r}$$
 的一块称为 r 阶 Jordan 块, 特征值为 λ , 记为 $J(\lambda)$

每个分块都是 Jordan 块的分块对角矩阵称为 Jordan 矩阵

\forall 方阵 \mathbf{A} , \exists 可逆矩阵 \mathbf{P} , 使 $\mathbf{P}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{P} = \mathbf{J}_A$, 其中 \mathbf{J}_A 为 Jordan 矩阵称为 A 的 Jordan 标准型

若 n 阶方阵 \mathbf{A} 有 s 个不同的特征值 $\lambda_1, \dots, \lambda_s$, 其代数重数分别为 k_1, \dots, k_s :

则某一个 (顺序可交换) $\mathbf{J}_A = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{J}_s \end{bmatrix}$, 其中 \mathbf{J}_i 为 k_i 阶 Jordan 矩阵 (不一定是 Jordan 块)

因此 \mathbf{P} 可以记为 $[\mathbf{P}_1 \quad \dots \quad \mathbf{P}_s]$, 其中 \mathbf{P}_i 为 $n \times k_i$ 阶矩阵, 且 $\mathbf{A}\mathbf{P}_i = \mathbf{P}_i\mathbf{J}_i$

其中 $\mathbf{J}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_{i1}(\lambda_i) & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{J}_{it}(\lambda_i) \end{bmatrix}$, $\mathbf{J}_{ij}(\lambda_i)$ 为 Jordan 块, 总块数 $t = \dim V_{\lambda_i}$ (几何重数), 总阶数为 k_i (代数重数)

$\dim V_{\lambda_i} = n - r(\lambda_i \mathbf{I} - \mathbf{A}) =$ 解中自由变量的个数

每块的阶数可以自由分配, 并且每块分别分配一个特征向量, 不同块的特征向量必须线性无关 (因为要确保 \mathbf{P} 可逆)

分配后, 进一步记 $\mathbf{P}_i = [\mathbf{P}_{i1} \quad \dots \quad \mathbf{P}_{it}]$, \mathbf{P}_{ij} 的行数即 $\mathbf{J}_{ij}(\lambda_i)$ 被分配到的阶数, 且 $\mathbf{A}\mathbf{P}_{ij} = \mathbf{P}_{ij}\mathbf{J}_{ij}(\lambda_i)$

\mathbf{P}_{ij} 的第一个列向量必然是被分配到的特征向量, 进而求剩余的若干个列向量

- 矩阵必须满足某些条件才与某个对角矩阵相似, 而所有矩阵均与某个 Jordan 矩阵相似
- Jordan 标准型中, 每个 Jordan 块的阶数分配得比较均匀时, 变换矩阵 \mathbf{P} 容易求
- Jordan 标准型由 s (不同特征值个数) 个 Jordan 矩阵组成, 每个 Jordan 矩阵的阶数为 k (特征值的代数重数), 其中 Jordan 块个数为 t (特征值的几何重数)
 - $t=k$ 时, 每个 Jordan 块都是 1 阶, 变换矩阵中对应的一个列向量就是特征向量
 - $t < k$ 时, 超出的阶数可自由分配, 2 阶及以上的 Jordan 块, 变换矩阵中对应的列向量中只有第一个是特征向量, 其余为广义特征向量 (Jordan 链)

题型: 求 Jordan 标准型

1. 求矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 3 & 4 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$ 的 Jordan 标准型及变换矩阵 \mathbf{P} :

$f(\lambda) = (\lambda - 1)^4 \Rightarrow \lambda = 1$ 为四重特征值

解 $(\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{X} = \mathbf{0}$ 得: $\mathbf{X} = k_1 \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + k_2 \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} \Rightarrow$ Jordan 标准型由两个 Jordan 块构成

因此 \mathbf{A} 的一个 Jordan 标准型 $\mathbf{J} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{P} = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ (每个 Jordan 块分到两阶, 相对容易计算)

矩阵三角分解

LR分解

LR分解： $\mathbf{A}_{n \times n} = \mathbf{L}\mathbf{R}$ ，其中 \mathbf{L} 为下三角矩阵， \mathbf{R} 为上三角矩阵

LDR分解： $\mathbf{A}_{n \times n} = \mathbf{L}\mathbf{D}\mathbf{R}$ ，其中 \mathbf{D} 为对角矩阵， \mathbf{L} 和 \mathbf{R} 必须是单位上/下三角矩阵

LR分解存在 $\Leftrightarrow \mathbf{A}_k \neq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, r(\mathbf{A}))$

LDR分解唯一 $\Leftrightarrow \mathbf{A}_k \neq 0 \quad (k = 1, 2, \dots, n-1)$

若LR分解存在，一定有： $[\mathbf{A}][\mathbf{I}] \xrightarrow{\text{行初等变换}} [\mathbf{R}][\mathbf{P}]$ （不可进行行交换）

其中 \mathbf{P} 为可逆上三角矩阵， $\mathbf{PA} = \mathbf{R}$ ，令 $\mathbf{L} = \mathbf{P}^{-1}$ ，则 $\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{R}$

- 上/下三角矩阵乘对角矩阵总是得到上/下三角矩阵，上/下三角矩阵的逆矩阵（若存在）仍是上/下三角矩阵
- LDR分解和LR分解总是可以相互转化

满秩分解

满秩分解： $\mathbf{A}_{m \times n} = \mathbf{B}_{m \times r}\mathbf{C}_{r \times n}$ ，其中 $r = r(\mathbf{A}) = r(\mathbf{B}) = r(\mathbf{C})$

$[\mathbf{A}_{m \times n}] \xrightarrow{\text{行初等变换}} \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{r \times n} \\ \mathbf{O}_{(n-r) \times n} \end{bmatrix}$ ，其中 \mathbf{C} 为行最简型，则：

$\mathbf{A} = \mathbf{BC}$ （ \mathbf{B} 为 \mathbf{A} 的 r 个线性无关列向量，与 \mathbf{C} 的行最简型中仅有1的 r 列相对应）

- 任何非零矩阵都有满秩分解

题型：满秩分解

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 5 & 6 \\ 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 14 \\ 2 & -1 & 2 & -4 & 0 & 1 \\ -2 & 1 & -2 & 2 & 10 & 25 \end{bmatrix} :$$

$$\mathbf{A} \xrightarrow{\text{行标准变换}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & -10 & -29 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -7 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -5 & -13 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \mathbf{A} = \mathbf{BC}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 2 & -1 & -4 \\ -2 & 1 & 2 \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & -10 & -29 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & -7 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -5 & -13 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

QR分解

QR分解： $\mathbf{A}_{m \times n} = \mathbf{Q}_{m \times n}\mathbf{R}_{n \times n}$ ，其中 \mathbf{Q} 的列向量两两正交， \mathbf{R} 为上三角矩阵

给定矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ ，通过列初等变换将其各列向量正交化即得到 $\mathbf{Q}_{m \times n}$ ， $\mathbf{R} = \mathbf{Q}^T \mathbf{A}$

共轭转置矩阵

概念

将矩阵 \mathbf{A} 中的所有元素改为其共轭复数，即得到 \mathbf{A} 的共轭矩阵，记为 $\overline{\mathbf{A}}$

将 $\overline{\mathbf{A}}$ 转置，即得到 \mathbf{A} 的共轭转置矩阵，记为 \mathbf{A}^H

- 矩阵中的元素均为实数时，其共轭矩阵与自身相同，共轭转置矩阵与转置矩阵相同

Hermit矩阵

若 $\mathbf{A} = \mathbf{A}^H$, 称 \mathbf{A} 为 Hermit 矩阵

Hermit 矩阵 \mathbf{A} 满足：

- ① \mathbf{A} 主对角线的元素均为实数
- ② \mathbf{A} 的特征值均为实数
- ③ \mathbf{A} 的来自任意两个不同特征值的特征向量正交

任意矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$ 满足：

- ① $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 和 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 必然是 Hermit 矩阵
- ② $r(\mathbf{A}) = r(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) = r(\mathbf{A}^H\mathbf{A})$
- ③ 若 $r(\mathbf{A}) = r$, $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$ 和 $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 必然有同样的 r 个正特征值 (多重特征值算多个), 零特征值数量不相等 (除非 $m = n$), 没有负特征值

若 $\mathbf{A}\mathbf{A}^H = \mathbf{I}$ (即 $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}^H$), 称 \mathbf{A} 为酉矩阵

- 若矩阵元素均为实数, 则 Hermit 矩阵退化为 **实对称矩阵**, 酉矩阵退化为 **正交矩阵**

Hermit矩阵的正定性

有 Hermit 矩阵 \mathbf{A} , 复向量 \mathbf{X} , $f = \mathbf{X}^H\mathbf{A}\mathbf{X}$:

若 $\forall \mathbf{X}, f \geq 0$, 则称 \mathbf{A} 为半正定矩阵

若 $\forall \mathbf{X} \neq \mathbf{0}, \mathbf{A} > 0$, 则称 \mathbf{A} 为正定矩阵

- 类似于实对称矩阵, **正/负惯性指数就是正/负特征值的个数**; **负惯性指数为0时, 必然为半正定或正定矩阵**

奇异值

有非零矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}, r(\mathbf{A}) = r$:

$\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 的 r 个正特征值 (必须从大到小排) 记为 $\lambda_1, \dots, \lambda_r$, 则 \mathbf{A} 的奇异值为 $\sqrt{\lambda_1}, \dots, \sqrt{\lambda_r}$

必然存在酉矩阵 $\mathbf{U}_{m \times m}, \mathbf{V}_{n \times n}$, 使 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{E}\mathbf{V}^H$, 称为 \mathbf{A} 的奇异值分解

其中 $\mathbf{E}_{m \times n} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{r \times r} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix}$, \mathbf{D} 为 \mathbf{A} 的奇异值构成的对角矩阵

$\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ 的 n 个正交特征向量 (和特征值顺序一致) \mathbf{v}_1, \dots , 则 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \quad \dots \quad \mathbf{v}_n]$

取 $\mathbf{u}_i = \frac{\mathbf{A}\mathbf{v}_i}{\sqrt{\lambda_i}}$, 则 $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \quad \dots \quad \mathbf{u}_m]$ (若 $m > n$, 补上 $m - n$ 个任意正交特征向量)

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{E}\mathbf{V}^H \Leftrightarrow \mathbf{A}\mathbf{V} = \mathbf{U}\mathbf{E} \quad (\mathbf{V}^H\mathbf{V} = \mathbf{I})$$

- **任意非零矩阵都有奇异值分解**

题型：奇异值分解

求矩阵 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 的奇异值分解：

$$\mathbf{A}^H\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 3 & 1 \\ 1 & 3 \end{bmatrix}, \text{特征值 } \lambda_1 = 4, \lambda_2 = 2, \text{对应正交特征向量 } \mathbf{v}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \mathbf{v}_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{取 } \mathbf{u}_i = \frac{\mathbf{A}\mathbf{v}_i}{\sqrt{\lambda_i}}, \text{则 } \mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{u}_2 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}, \text{取 } \mathbf{u}_3 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{故 } \mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{E}\mathbf{V}^H, \text{其中 } \mathbf{E} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & \sqrt{2} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{U} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & -\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{V} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

矩阵广义逆

单侧逆

若 $\mathbf{A}_{m \times n} \mathbf{B}_{n \times m} = \mathbf{I}_m$, 则称 \mathbf{A} 左可逆, \mathbf{B} 称为 \mathbf{A} 的左逆矩阵, 记为 \mathbf{A}_L^{-1}

若 $\mathbf{C}_{n \times m} \mathbf{A}_{m \times n} = \mathbf{I}_n$, 则称 \mathbf{A} 右可逆, \mathbf{C} 称为 \mathbf{A} 的右逆矩阵, 记为 \mathbf{A}_R^{-1}

若 \mathbf{A} 可逆, 则 $\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{A}_L^{-1} = \mathbf{A}_R^{-1}$

有矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$, 以下命题等价:

- ① \mathbf{A} 左可逆
- ② $N(\mathbf{A}) = \mathbf{0}$ ($\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{0}$ 只有 $\mathbf{0}$ 解, $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b}$ 有唯一解或无解)
- ③ \mathbf{A} 列满秩 ($r(\mathbf{A}) = n$)
- ④ $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 可逆 (此时 $(\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H$ 必然是 \mathbf{A} 的左逆矩阵)

以下命题等价:

- ① \mathbf{A} 右可逆
- ② $R(\mathbf{A}) = m$ ($r(\mathbf{A}) = m$)
- ③ \mathbf{A} 行满秩 ($r(\mathbf{A}) = m$)
- ④ $\mathbf{A} \mathbf{A}^H$ 可逆 (此时 $\mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{A}^H)^{-1}$ 必然是 \mathbf{A} 的右逆矩阵)

若 \mathbf{A} 左可逆, 且 $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b}$ 有唯一解, 则必然有 $\mathbf{X} = \mathbf{A}_L^{-1} \mathbf{b}$ (不论取哪个 \mathbf{A}_L^{-1} , 得到的 \mathbf{X} 均相同)

若 \mathbf{A} 右可逆, 且 $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b}$ 有唯一解, 则必然有 $\mathbf{X} = \mathbf{A}_R^{-1} \mathbf{b}$ (不论取哪个 \mathbf{A}_R^{-1} , 得到的 \mathbf{X} 均相同)

- 左逆矩阵和右逆矩阵的求解与线性方程组求解类似

加号广义逆

若矩阵 $\mathbf{A}_{m \times n}$, $\mathbf{G}_{n \times m}$ 满足: $\mathbf{A} \mathbf{G} \mathbf{A} = \mathbf{A}$, $\mathbf{G} \mathbf{A} \mathbf{G} = \mathbf{G}$, $\mathbf{A} \mathbf{G}$ 和 $\mathbf{G} \mathbf{A}$ 均为 Hermit 矩阵, 则称 \mathbf{G} 为 \mathbf{A} 的加号广义逆, 记为 \mathbf{A}^+

对任何非零矩阵 \mathbf{A} , \mathbf{A}^+ 存在且唯一:

若 $\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{E} \mathbf{V}^H$ (奇异值分解), $\mathbf{A}^+ = \mathbf{V} \begin{bmatrix} \mathbf{D}^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{U}^H$ (可以大体上看成 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^{-1}$)

若 $\mathbf{A} = \mathbf{B} \mathbf{C}$ (满秩分解), $\mathbf{A}^+ = \mathbf{C}^+ \mathbf{B}^+ = \mathbf{C}_R^{-1} \mathbf{B}_L^{-1} = \mathbf{C}^H (\mathbf{C} \mathbf{C}^H)^{-1} (\mathbf{B}^H \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^H$

\mathbf{A}^+ 具有以下性质:

- ① $(\mathbf{A}^+)^+ = \mathbf{A}$
- ② $(\mathbf{A}^+)^H = (\mathbf{A}^H)^+$
- ③ $(k\mathbf{A})^+ = k^{-1} \mathbf{A}^+ (k \neq 0)$
- ④ 若 \mathbf{A} 列满秩, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}_L^{-1}$, 若 \mathbf{A} 行满秩, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}_R^{-1}$; 若 \mathbf{A} 可逆, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^{-1}$
- ⑤ $r(\mathbf{A}) = r(\mathbf{A}^+) = r(\mathbf{A}^+ \mathbf{A}) = r(\mathbf{A} \mathbf{A}^+)$

题型：广义加号逆

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \text{求 } \mathbf{A}^+ :$$

易得： \mathbf{A} 不是行满秩/列满秩矩阵

$$\mathbf{A}^H \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 5 & 0 \\ 2 & 0 & 4 \end{bmatrix}, \text{特征值为 } \lambda_1 = \lambda_2 = 5, \lambda_3 = 0, \text{特征向量 } \mathbf{v}_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \mathbf{v}_2 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}, \mathbf{v}_3 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{取 } \mathbf{u}_i = \frac{\mathbf{A} \mathbf{v}_i}{\sqrt{\lambda_i}}, \text{则 } \mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \end{bmatrix}, \mathbf{u}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \text{取 } \mathbf{u}_3 = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{故 } \mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{E} \mathbf{V}^H, \text{其中 } \mathbf{U} = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -2 \\ 0 & \sqrt{5} & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{E} = \sqrt{5} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{V} = \frac{1}{\sqrt{5}} \begin{bmatrix} 0 & 1 & -2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{故 } \mathbf{A}^+ = \mathbf{V} \mathbf{E}' \mathbf{U}^H = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

- 先看是否为可逆矩阵，再看是否为行满秩/列满秩矩阵，都不是再考虑奇异值分解，奇异值分解难以计算再考虑满秩分解

线性方程组的最佳最小二乘解

有无解的线性方程 $\mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{b}$:

若 \mathbf{u} 满足, $\forall \mathbf{X}, \|\mathbf{A} \mathbf{u} - \mathbf{b}\|_2 \leq \|\mathbf{A} \mathbf{X} - \mathbf{b}\|_2$, 则称 \mathbf{u} 为 $\mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{b}$ 的一个最小二乘解

若干个最小二乘解中, 必然存在2-范数最小的一个, 称为最佳最小二乘解, 必然是 $\mathbf{A}^+ \mathbf{b}$

- 绝大多数情况下, 系数矩阵都是列满秩矩阵, 可以直接取 $\mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$

向量范数

概念

有线性空间 V , 如果一个 V 到实数域的映射 $\|\cdot\|, \forall \mathbf{a} \in V$ 满足 :

① 正定性 : $\mathbf{a} \neq \mathbf{0}$ 时, $\|\mathbf{a}\| > 0, \|\mathbf{a}\| = 0 \Leftrightarrow \mathbf{a} = \mathbf{0}$

② 齐次性 : $\forall k \in R$, 有 $\|k\mathbf{a}\| = |k| \|\mathbf{a}\|$

③ 三角不等式 : $\forall \mathbf{b} \in V, \|\mathbf{a} \pm \mathbf{b}\| \leq \|\mathbf{a}\| + \|\mathbf{b}\|$

则称 $\|\cdot\|$ 是 V 的一个范数 (如, 向量到模长的映射是一个范数)

有 $\mathbf{X} \in V^n, \forall p > 0$, 定义 $\|\mathbf{X}\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$, 称为向量 \mathbf{X} 的 \mathbf{p} -范数, 其中 x_i 为 \mathbf{X} 的各个分量

如2-范数是向量的模长, ∞ -范数是取各分量的最大值

记 $d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{a} - \mathbf{b}\|$, 表示 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} 间的距离 (通常情况下用2-范数表示距离)

记 $N(\mathbf{a}_0, r) = \{\mathbf{a} | d(\mathbf{a}, \mathbf{a}_0) < r\}$, 表示 \mathbf{a}_0 的邻域

- 范数没有下标时, 不一定表示某个特定的 \mathbf{p} -范数, 甚至不一定是 \mathbf{p} -范数
- 范数是一种泛函 (以向量为自变量)

极限/连续性/等价性

有向量序列 $\{\mathbf{a}_i\}$, 若 $\forall \varepsilon > 0, \exists \mathbf{b}, N$, 使 $\forall n > N$ 时, 有 $\|\mathbf{a} - \mathbf{b}\|_p < \varepsilon$, 则称 \mathbf{b} 是 $\{\mathbf{a}_i\}$ 的极限, 记为 $\mathbf{a}_i \xrightarrow{\|\cdot\|_p} \mathbf{b}$, 或 $\lim_{i \rightarrow \infty} \mathbf{a}_i = \mathbf{b}$

有泛函 f , 若 $\forall \varepsilon > 0, \exists r > 0$ 和 \mathbf{b} , 使 $\forall \mathbf{a} \in N(\mathbf{a}_0, r)$, 有 $\|f(\mathbf{a}) - \mathbf{b}\|_p < \varepsilon$, 则称 \mathbf{b} 是 $f(\mathbf{a})$ 在 \mathbf{a}_0 的极限, 记为 $\lim_{\mathbf{a} \rightarrow \mathbf{a}_0} f(\mathbf{a}) = \mathbf{b}$

若 $f(\mathbf{a}_0) = \lim_{\mathbf{a} \rightarrow \mathbf{a}_0} f(\mathbf{a})$, 则称 f 在 \mathbf{a}_0 处连续

有泛函 f, g , 若 $\forall \mathbf{a}, \exists c_1, c_2 > 0$, 使 $c_1 f(\mathbf{a}) \leq g(\mathbf{a}) \leq c_2 f(\mathbf{a})$, 则称 f 与 g 等价

- 两个泛函（范数）等价，是要求两个泛函（范数）的值始终同时为同阶无穷大/同阶无穷小/常数
- 所有范数都是连续泛函，任意一个有限维空间上的所有范数两两等价（并不局限于p-范数）

函数空间

- 函数可以视为无穷维向量

函数范数

有 $[a, b]$ 上的连续函数空间 C , 如果一个 C 到实数域映射 $\|\cdot\|, \forall f(x) \in C$ 满足：

①正定性： $f(x) \neq 0$ 时, $\|f(x)\| > 0, \|f(x)\| = 0 \Leftrightarrow f(x) = 0$

②齐次性： $\forall k \in R$, 有 $\|kf(x)\| = |k| \|f(x)\|$

③三角不等式： $\forall g(x) \in V, \|f(x) \pm g(x)\| \leq \|f(x)\| + \|g(x)\|$

则称 $\|\cdot\|$ 是 C 的一个范数

有 $f(x) \in C, \forall p > 0$, 定义 $\|f(x)\|_p = \left(\int_a^b |f(x)|^p dx \right)^{\frac{1}{p}}$, 称为函数 $f(x)$ 的 \mathbf{p} -范数

如1-范数是函数在 $[a, b]$ 内绝对值的积分, ∞ -范数是函数在 $[a, b]$ 内的最大值

- $[a, b]$ 上的连续函数空间，即一切在 $[a, b]$ 上连续的函数构成的空间

权函数

记 $\|f(x)\|'_p = \left(\int_a^b \rho(x) |f(x)|^p dx \right)^{\frac{1}{p}}$, 其中 $\rho(x)$ 称为权函数

常见权函数： $1 \quad \frac{1}{\sqrt{1-x^2}} \quad e^{-x} \quad e^{-x^2}$

- 原函数的积分可能不存在（如过大），这种情况下需要引入权函数
- 引入权函数显然不会破坏函数范数的齐次性；必须确保引入权函数不破坏正定性

内积空间

内积： $(f, g) = \int_a^b f(x)g(x)dx \quad (f, g)' = \int_a^b \rho(x)f(x)g(x)dx$

长度(欧式范数)： $\|f\|_2 = \sqrt{(f, f)}$

Cauchy – Schwarz不等式： $|(f, g)| \leq \|f\|_2 \|g\|_2$

若 $(f, g) = 0$, 称 f 与 g 正交; 若 $(f, g)' = 0$, 称 f 与 g 带权 $\rho(x)$ 正交

有函数族 $\{f_i(x)\} (i = 0, \dots, n)$, 若 $(f_i(x), f_j(x)) = \begin{cases} 0 & i \neq j \\ a_k & i = j \end{cases}$, 则称 $\{f_i(x)\}$ 为正交函数族

特别地, 若 $a_k \equiv 1$, 称 $\{f_i(x)\}$ 为标准正交函数族

如 $\{\sin ix\}$ 和 $\{\cos ix\}$ 是 $[0, \pi]$ 上的正交函数族

- 在某区间上的连续函数空间的基础上定义内积等概念，即得到内积空间
- 函数内积和向量内积的性质类似（交换律，分配律，正定性）

线性相关

有 $[a, b]$ 上的函数族 $\{f_1(x), \dots, f_n(x)\}$, 若存在一组不全为0的系数 k_1, \dots, k_n , 使 $\sum_{i=1}^n k_i f_i(x) \equiv 0$, 则称 $\{f_0(x), \dots, f_n(x)\}$ 线性相关

函数族的Cramer行列式 $C = \begin{vmatrix} (f_1, f_1) & (f_1, f_2) & \cdots & (f_1, f_n) \\ (f_2, f_1) & (f_2, f_2) & \cdots & (f_2, f_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (f_n, f_1) & (f_n, f_2) & \cdots & (f_n, f_n) \end{vmatrix}$

函数族线性无关 $\Leftrightarrow C \neq 0$

Legendre多项式

记 $P_0(x) = 1, P_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \frac{d^n(x^2 - 1)}{dx^n}, x \in [-1, 1]$, 称为Legendre多项式

记 $\tilde{P}_n(x) = \frac{n!}{(2n)!} \frac{d^n(x^2 - 1)}{dx^n}$, 称为首一的Legendre多项式

$P_n(x)$ 具有以下性质：

① $(P_m, P_n) = \int_{-1}^1 P_m(x) P_n(x) dx = \begin{cases} 0 & m \neq n \\ \frac{2}{2n+1} & m = n \end{cases}$

② n 为奇数/偶数时, $P_n(x)$ 只含有奇次/偶次项

③ $(n+1)P_{n+1}(x) = (2n+1)xP_n(x) - nP_{n-1}(x)$

函数逼近

在 $[a, b]$ 上, 用函数 $g(x)$ 逼近 $f(x)$, 常用的误差评判标准有：

$\|f(x) - g(x)\|_\infty = \max_{a < x < b} |f(x) - g(x)|$

$\|f(x) - g(x)\|_2'^2 = \int_a^b \rho(x) [f(x) - g(x)]^2 dx$

插值多项式

有函数 $f(x)$, 若函数 $p(x)$ 满足 $p(x_i) = f(x_i) \quad (i = 0, \dots, n)$, 则称 $p(x)$ 为 $f(x)$ 的插值函数

- 常用的函数逼近方式，只使用特定数量的点来进行函数逼近
- 若给定了 $n+1$ 个特定点的取值，那么插值函数中也应当有 $n+1$ 个自由变量（如果插值函数的自由变量数不足，则舍弃相应数量的特定点取值）

Lagrange插值多项式

有函数 $y = f(x)$, 若给定了函数的 $n + 1$ 个特定点 (x_i, y_i) , 必然存在一个 n 次插值多项式,

可以表示为 $L_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i l_i(x)$ (Lagrange插值多项式), 其中 $l_i(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ i \neq j}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j}$

注意到, $l_i(x_j) = \begin{cases} 1 & j = i \\ 0 & j \neq i \end{cases}$

可以证明: $\sum_{i=0}^n x^k l_i(x) \equiv x^k \quad (k \leq n)$

插值余项 $R_n(x) = f(x) - L_n(x)$

不妨设 $a \leq x_0 < \dots < x_n \leq b$, 若 $[a, b]$ 上 $f^{(n)}(x)$ 连续, $f^{(n+1)}(x)$ 存在,

可以证明: $R_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \prod_{i=0}^n (x - x_i) \quad (a < \xi < b)$

若 $f(x)$ 为 n 次多项式, 那么显然 $R_n(x) = 0$, 故 $L_n(x) \equiv f(x)$

截断误差函数 $|R_n(x)| \leq \frac{M_{n+1}}{(n+1)!} \prod_{i=0}^n (x - x_i)$, 其中 $M_{n+1} = \max_{a < x < b} f^{(n+1)}(x)$

- 对于给定的一组函数取值, Lagrange插值是唯一的
- 一次、两次的Lagrange插值多项式也被称为线性插值多项式、抛物线插值多项式
- **分段线性插值, 相当于在每两个相邻点间独立地应用线性插值**

Newton插值多项式

记 $f[a, b] = \frac{f(b) - f(a)}{b - a}$, 称为 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上的差商, 即平均变化率

不妨假设 $x_0 < \dots < x_n$, 规定 $f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f[x_1, \dots, x_n] - f[x_0, \dots, x_{n-1}]}{x_n - x_0}$, 称为 $f(x)$ 在 $[x_0, x_n]$ 上的 n 阶差商

$f[x_0, \dots, x_n] = \sum_{i=0}^n \frac{f(x_i)}{\omega(x_i)}$, 其中 $\omega(x_i) = \prod_{\substack{j=0 \\ i \neq j}}^n (x_j - x_i)$

任意交换 $f[x_0, \dots, x_n]$ 中参数的位置, 差商的值不变

可以证明: $f[x_0, \dots, x_n] = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \quad (x_0 < \xi < x_n)$

有函数 $y = f(x)$, 若给定了函数的 $n + 1$ 个特定点 (x_i, y_i) , 必然存在一个插值多项式,

可以表示为 $N_n(x) = f(x_0) + \sum_{i=1}^n \left[f[x_0, \dots, x_i] \prod_{j=0}^{i-1} (x - x_j) \right]$ (Newton插值多项式)

插值余项 $R_n(x) = f(x) - N_n(x)$

- 对于给定的一组函数取值, Newton插值是唯一的
- **Newton插值多项式和Lagrange插值多项式的余项形式完全相同**

题型：插值多项式

假设 $\sin 0.32, \sin 0.34, \sin 0.36$ 的值已知, 用抛物线插值计算 $\sin 0.3367$, 并估计截断误差:

$$f(x) = \sin x, f'''(x) = -\cos x$$

$$L_2(0.3367) = \sin 0.32 \frac{(0.3367 - 0.34)(0.3367 - 0.36)}{(0.32 - 0.34)(0.32 - 0.36)} + \sin 0.34 \frac{(0.3367 - 0.32)(0.3367 - 0.36)}{(0.34 - 0.32)(0.34 - 0.36)} \\ + \sin 0.36 \frac{(0.3367 - 0.32)(0.3367 - 0.34)}{(0.36 - 0.34)(0.36 - 0.32)} \approx 0.330374$$

$$|R_2(0.3367)| \leq \frac{M_3}{6} |(0.3367 - 0.32)(0.3367 - 0.34)(0.3367 - 0.36)|, \text{ 其中 } M_3 = \cos 0.32$$

$$\text{则 } |R_2(0.3367)| < 0.178 \times 10^{-6}$$

最佳平方逼近

给定函数 $f(x)$, 选取一个线性无关函数族 $g_0(x), \dots, g_m(x)$

假设逼近函数为 $g(x) = \sum_{i=0}^m a_i g_i(x)$, 记 $I = \int_a^b [f(x) - g(x)]^2 dx$, 求使 I 最小的 a_0, \dots, a_m 的值:

可以证明, 满足以下方程组时 I 取极值:

$$\begin{bmatrix} (g_0, g_0) & (g_0, g_1) & \cdots & (g_0, g_m) \\ (g_1, g_0) & (g_1, g_1) & \cdots & (g_1, g_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ (g_m, g_0) & (g_m, g_1) & \cdots & (g_m, g_m) \end{bmatrix} \mathbf{A} = \begin{bmatrix} (g_0, f) \\ (g_1, f) \\ \vdots \\ (g_m, f) \end{bmatrix}$$

- 如果 I 不存在, 则需要引入合适的权函数

最小二乘拟合

给定了某未知函数的 $n+1$ 个特定点 (x_i, y_i) , 选取一个线性无关函数族 $g_0(x), \dots, g_m(x)$ ($m < n+1$)

假设逼近函数为 $g(x) = \sum_{i=0}^m a_i g_i(x)$, 记 $I = \sum_{i=0}^n [y_i - g_i(x_i)]^2$, 求使 I 最小的 a_0, \dots, a_n 的值:

$$\text{记 } \mathbf{X} = \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} y_0 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{A} \text{ 为 } \mathbf{X} \text{ 的系数矩阵, 则问题变为线性方程组 } \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y} \text{ 的最小二乘解问题}$$

$$\Rightarrow \mathbf{X} = \mathbf{A}^+ \mathbf{Y} \quad (\text{通常 } \mathbf{A}^+ = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T)$$

- 与最佳平方逼近类似, 但不知道原函数, 只知道离散点取值

数值积分

数值积分：有难以直接求的积分 $\int_a^b f(x)dx$, 用与 $f(x)$ 有关但不含积分的表达式 S (计算后得到常数) 来近似

记 $R[f] = \int_a^b f(x)dx - S$, 称为误差

$$S = \sum_{i=0}^n A_i f(x_i) \quad a \leq x_0 < x_1 < \cdots < x_n \leq b$$

若 $\forall P_n(x), a, b$, 有 $S = \int_a^b P_n(x)dx$, 且 $\exists P_{n+1}(x), a, b$, 使 $S \neq \int_a^b P_{n+1}(x)dx$,

则称 S 的代数精度为 n ($P_n(x)$ 为 n 阶多项式), 此时 S 具有以下性质：

① $S = \int_a^b L_n(x)dx$, 其中 $L_n(x)$ 为 $f(x)$ 的 n 次插值多项式 (无论如何取插值点, 得到的 $L_n(x)$ 一定相同)

$$\textcircled{2} A_i = l_i(x) = \prod_{\substack{j=0 \\ i \neq j}}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j}$$

$$\textcircled{3} R[f] = \int_a^b R_n(x)dx = \int_a^b \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} \prod_{i=0}^n (x - x_i)dx \quad (a < \xi < b),$$

Newton-Cotes公式

若 $x_i = a + ih, h = \frac{b-a}{n}$ (在 $[a, b]$ 上间隔均匀), 令 $x = a + th$, 代入化简得：

$$\int_a^b l_i(x)dx = (b-a)C_i^n, \text{ 其中 } C_i^n = \frac{(-1)^{n-i}}{n \cdot i!(n-i)!} \int_a^b \prod_{j=0}^n (t-j)dt \text{ (由 } i, n \text{ 决定的常数)}$$

$$\text{Newton - Cotes公式: } S = (b-a) \sum_{i=0}^n f(x_i) C_i^n$$

特别地, n 为偶数时, 公式的代数精度为 $n+1$

$n = 1, 2, 3$ 时：

$$\text{梯形公式: } S = (b-a) \frac{f(a) + f(b)}{2} \quad R[f] = -\frac{h^3}{12} f''(\xi)$$

$$\text{Simpson公式: } S = (b-a) \frac{f(a) + 4f(\frac{a+b}{2}) + f(b)}{6} \quad R[f] = -\frac{h^5}{90} f^{(4)}(\xi)$$

$$S = (b-a) \frac{f(a) + 3f(\frac{2a+b}{3}) + 3f(\frac{a+2b}{3}) + f(b)}{8} \quad R[f] = -\frac{3h^5}{80} f^{(4)}(\xi)$$

复化Newton - Cotes公式：分段使用梯形公式近似求积分

$$\text{可以证明: } R[f] = -\frac{h^2}{12} (b-a) f''(\xi)$$

题型：数值积分

分别用梯形公式和Simpson公式计算 $\int_1^2 e^{\frac{1}{x}} dx$ 的近似值, 并估计误差：

$$\text{记 } f(x) = e^{\frac{1}{x}}, f''(x) = (2x^{-3} + x^{-4})e^{\frac{1}{x}}, f^{(4)}(x) = (24x^{-5} + 36x^{-6} + 12x^{-7} + x^{-8})e^{\frac{1}{x}}$$

$$\text{梯形公式: } S = \frac{e + e^{\frac{1}{2}}}{2} \approx 2.1835$$

$$\text{代数精度为1, } R[f] = -\frac{h^3}{12} f''(\xi) < \frac{1}{12} f''(1) < 0.6796$$

$$\text{Simpson公式: } S = \frac{e + 4e^{\frac{1}{1.5}} + e^{\frac{1}{2}}}{6} \approx 2.0263$$

$$\text{代数精度为3, } R[f] = -\frac{h^5}{90} f^{(4)}(\xi) < \frac{1}{2880} f^{(4)}(1) < 0.0689$$

