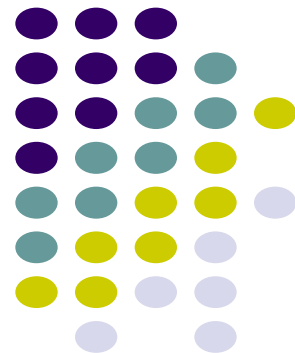


## § 20 矩阵的对角化





## 20.1 矩阵可对角化的条件

设  $n \times n$  矩阵  $A$  有  $n$  个线性无关的特征向量  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ , 令  $S = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$ , 则  $S^{-1}AS$  是一个对角矩阵  $\Lambda$ , 其对角元素是  $A$  的特征值:

$$S^{-1}AS = \Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$



## 20.1 矩阵可对角化的条件

事实上,  $AS = A(\mathbf{x}_1, \cdots, \mathbf{x}_n) = (\lambda_1 \mathbf{x}_1, \cdots, \lambda_n \mathbf{x}_n)$

$$= (\mathbf{x}_1, \cdots, \mathbf{x}_n) \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_n \end{pmatrix}.$$

于是  $AS = S\Lambda$ .

因  $S$  可逆, 故  $S^{-1}AS = \Lambda$ .



## 20.1 矩阵可对角化的条件

若存在可逆矩阵  $S$ , 使  $S^{-1}AS$  为对角矩阵, 则称矩阵  $A$  是可对角化的(diagonalized).

由上面的分析知, 反之也成立. 故有

定理:  $n \times n$  矩阵  $A$  可对角化的充要条件是  $A$  有  $n$  个线性无关的特征向量.



## 20.1 矩阵可对角化的条件

例:  $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$  的特征值为  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ .

$$A\mathbf{x} = \mathbf{0} \implies \mathbf{x} = c \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, c \in \mathbb{R}.$$

故  $A$  只有 1 个线性无关的特征向量, 因此  $A$  不能对角化.



## 20.1 矩阵可对角化的条件

定理：设  $\lambda_1, \dots, \lambda_k$  是  $A$  的互异特征值， $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k$  是相应特征向量. 则  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k$  线性无关.

证明：设  $c_1\mathbf{x}_1 + \dots + c_k\mathbf{x}_k = \mathbf{0}$ .

两边左乘  $A$ , 得  $c_1\lambda_1\mathbf{x}_1 + \dots + c_k\lambda_k\mathbf{x}_k = \mathbf{0}$ .

再左乘  $A$ , 得  $c_1\lambda_1^2\mathbf{x}_1 + \dots + c_k\lambda_k^2\mathbf{x}_k = \mathbf{0}$ .

不断左乘  $A$ , 直到得  $c_1\lambda_1^{k-1}\mathbf{x}_1 + \dots + c_k\lambda_k^{k-1}\mathbf{x}_k = \mathbf{0}$ .

故有

$$(c_1\mathbf{x}_1, \dots, c_k\mathbf{x}_k) \begin{pmatrix} 1 & \lambda_1 & \dots & \lambda_1^{k-1} \\ 1 & \lambda_2 & \dots & \lambda_2^{k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \lambda_k & \dots & \lambda_k^{k-1} \end{pmatrix} = \mathbf{0}.$$



## 20.1 矩阵可对角化的条件

左边第二个矩阵的行列式 = *Vandermonde* 行列式

$$= \prod_{1 \leq j < i \leq k} (\lambda_i - \lambda_j) \neq 0.$$

因此该矩阵可逆，故  $(c_1 \mathbf{x}_1, \dots, c_k \mathbf{x}_k) = 0$ .

由于特征向量  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k$  均为非零向量，故  $c_1 = \dots = c_k = 0$ .  
所以  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k$  线性无关.



## 20.1 矩阵可对角化的条件

推论：具有  $n$  个两两互异特征值的  $n \times n$  矩阵可以对角化.

但若矩阵有相同特征值，其也可能对角化.

例： $I = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$  有重特征值  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ . 任何可逆矩阵  $S$  都使  $S^{-1}IS$  是对角阵. 这反映了所有非零向量都是单位矩阵的特征向量.





## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

定义：设  $\det(A - \lambda I) = (\lambda_1 - \lambda)^{n_1} \cdots (\lambda_k - \lambda)^{n_k}$ , 其中  $\lambda_i \neq \lambda_j (i \neq j)$ . 称  $n_i$  为特征值  $\lambda_i$  的代数重数(**algebraic multiplicity**), 记作  $AM(\lambda_i) = n_i$ . 称  $\dim N(A - \lambda_i I)$  为特征值  $\lambda_i$  的几何重数(**geometric multiplicity**), 记作  $GM(\lambda_i) = \dim N(A - \lambda_i I)$ .

例：  $A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ .  $\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ .

$$GM = 1 < 2 = AM.$$



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

例:  $I = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$ .  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ .  $GM = 2 = AM$ .

例:  $A = \begin{pmatrix} 6 & -1 \\ 1 & 4 \end{pmatrix}$ .  $\det(A - \lambda I) = \begin{vmatrix} 6 - \lambda & -1 \\ 1 & 4 - \lambda \end{vmatrix} = (\lambda - 5)^2$ .

$$\implies \lambda_1 = \lambda_2 = 5.$$

$$A - 5I = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\implies N(A - 5I) = \left\{ c \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \mid c \in \mathbb{R} \right\} \implies GM = 1 < 2 = AM$$



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

一般地，

命题：  $GM(\lambda) \leq AM(\lambda)$ .

引理1：相似矩阵具有相同的特征多项式.

事实上，设  $P$  可逆，则我们有

$$\det(A - \lambda I) = \det(P^{-1}(A - \lambda I)P) = \det(P^{-1}AP - \lambda I).$$



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

引理2: 任意复方阵相似于上三角阵, 且其对角元为矩阵的特征值.

证明: 对方阵的阶数  $n$  用数学归纳法.

$n = 1$  时结论成立. 假设对  $n - 1$  阶复方阵结论成立.

对任意  $n$  阶复方阵  $A$ , 设其有特征值  $\lambda_1$  及相应特征向量  $\mathbf{x}_1 \neq \mathbf{0}$ .

则可将其扩充得  $\mathbb{C}^n$  的一组基  $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ , 有

$$A(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n) = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n) \begin{pmatrix} \lambda_1 & * \\ 0 & A_1 \end{pmatrix}.$$

记  $P_1 = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$ , 则有  $P_1^{-1}AP_1 = \begin{pmatrix} \lambda_1 & * \\ 0 & A_1 \end{pmatrix}.$



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

对  $n - 1$  阶复方阵  $A_1$ , 由归纳假设, 存在可逆阵  $Q$ , 使得  $Q^{-1}A_1Q = T_1$  为上三角阵.

令  $P_2 = \begin{pmatrix} 1 & \\ & Q \end{pmatrix}$ ,  $P = P_1P_2$ .

$$\implies P^{-1}AP = P_2^{-1}P_1^{-1}AP_1P_2 = P_2^{-1} \begin{pmatrix} \lambda_1 & * \\ 0 & A_1 \end{pmatrix} P_2 = \begin{pmatrix} \lambda_1 & * \\ 0 & T_1 \end{pmatrix} =: T$$

为上三角阵.

则结论第一部分得证.

由引理1知  $\det(A - \lambda I) = \det(T - \lambda I) = (t_{11} - \lambda) \cdots (t_{nn} - \lambda)$ .

上三角阵  $T$  的对角元  $t_{11}, \cdots, t_{nn}$  为  $A$  的特征值.



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

命题的证明:

由引理2,  $A$  相似于上三角阵  $T$ , 则  $A$  和  $T$  有相同特征值, 且对任意特征值  $\lambda_i$ ,  $GM_A(\lambda_i) = GM_T(\lambda_i)$ .

因此, 不妨设  $A$  是上三角阵, 即  $A = \begin{pmatrix} a_{11} & * & * \\ & \ddots & * \\ & & a_{nn} \end{pmatrix}$ .

于是  $r(A - \lambda_i I) \geq n - AM(\lambda_i)$ .

故  $GM(\lambda_i) = n - r(A - \lambda_i I) \leq AM(\lambda_i)$ .



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

定理：复方阵  $A$  可对角化  $\iff$  对任意特征值  $\lambda_i$ ,  $GM(\lambda_i) = AM(\lambda_i)$ .

事实上,  $\sum_{i=1}^k AM(\lambda_i) = n$ .

若  $\forall i, GM(\lambda_i) = AM(\lambda_i)$ , 则  $GM(\lambda_1) + \cdots + GM(\lambda_k) = n$ .

故  $A$  有  $n$  个线性无关的特征向量.

从而  $A$  可对角化.



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

例：判断  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & 5 & -2 \\ -2 & 4 & -1 \end{pmatrix}$  是否可对角化，若可以求  $S$  使  $S^{-1}AS$  为对角阵.

解：  $\det(A - \lambda I) = -(\lambda - 1)^2(\lambda - 3) \implies \lambda_1 = \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 3.$

$$A - \lambda_1 I = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -2 & 4 & -2 \\ -2 & 4 & -2 \end{pmatrix} \implies \dim N(A - \lambda_1 I) = 2.$$

于是  $AM(\lambda_1) = 2 = GM(\lambda_1).$

又  $GM(\lambda_3) = AM(\lambda_3) = 1.$

因此， $A$  可对角化.





## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

对  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, A - I \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$

$(A - I)\mathbf{x} = \mathbf{0}$  的基础解系为  $\mathbf{x}_1 = (2, 1, 0)^T, \mathbf{x}_2 = (-1, 0, 1)^T.$

对  $\lambda_3 = 3, A - 3I = \begin{pmatrix} -2 & 0 & 0 \\ -2 & 2 & -2 \\ -2 & 4 & -4 \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$

$(A - 3I)\mathbf{x} = \mathbf{0}$  的基础解系为  $\mathbf{x}_3 = (0, 1, 1)^T.$



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

$$\text{令 } S = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3) = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}.$$

$$\text{则 } S^{-1}AS = \Lambda = \begin{pmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 3 \end{pmatrix}.$$



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

注：可以看到，使  $A$  对角化的矩阵  $S$  不是唯一的. 一个特征向量乘以非零常数后仍是属于同一特征值的特征向量，所以若用任意非零常数乘以  $S$  的各列，则得一个新的使  $A$  对角化的矩阵. 而对于重特征值则有更大自由度. 上例中由  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  的任意线性组合得到的两个线性无关的向量都可充当  $S$  的前两列.



## 20.2 特征值的代数重数和几何重数

例：设  $A = \begin{pmatrix} I_r & B \\ 0 & -I_{n-r} \end{pmatrix}$ , 其中  $B$  为  $r \times (n-r)$  矩阵.

$$\implies \lambda_1 = \cdots = \lambda_r = 1, \lambda_{r+1} = \cdots = \lambda_n = -1.$$

$$A - \lambda_1 I = \begin{pmatrix} 0 & B \\ 0 & -2I_{n-r} \end{pmatrix} \text{ 的秩为 } n-r \implies GM(\lambda_1) = r = AM(\lambda_1).$$

$$A - \lambda_{r+1} I = \begin{pmatrix} 2I_r & B \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \text{ 的秩为 } r \implies GM(\lambda_{r+1}) = n-r = AM(\lambda_{r+1}).$$

故  $A$  可对角化.



## 20.3 矩阵可对角化的应用

若矩阵  $A$  可对角化, 则可快速计算  $A^k$ .

例: 设  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & -2 \end{pmatrix}$ , 求  $A^{10}$ .

解:  $A$  的特征值  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = -2$ .

$\implies A$  可对角化.



## 20.3 矩阵可对角化的应用

对  $\lambda_1 = 1$ ,  $A - \lambda_1 I = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & -3 \end{pmatrix}$ .

$(A - \lambda_1 I)\mathbf{x} = \mathbf{0}$  的基础解系为  $\mathbf{x}_1 = (3, 1)^T$ .

对  $\lambda_2 = -2$ ,  $A - \lambda_2 I = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$ .

$(A - \lambda_2 I)\mathbf{x} = \mathbf{0}$  的基础解系为  $\mathbf{x}_2 = (0, 1)^T$ .



## 20.3 矩阵可对角化的应用

令  $S = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ , 则  $S^{-1}AS = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} = \Lambda$ .

故  $A = S\Lambda S^{-1}$ .

$$\implies A^{10} = S\Lambda^{10}S^{-1} = S \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & (-2)^{10} \end{pmatrix} S^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \frac{1-2^{10}}{3} & 2^{10} \end{pmatrix}.$$



## 20.3 矩阵可对角化的应用

例（Markov过程）：

每年海淀区以外人口的 10% 迁入海淀区，而海淀区人口的 20% 迁出. 这给出一个差分方程：

设最初外部人口为  $p_0$ , 内部人口为  $q_0$ , 则一年以后

$$\text{外部人口 } p_1 = 0.9p_0 + 0.2q_0,$$

$$\text{内部人口 } q_1 = 0.1p_0 + 0.8q_0.$$

即

$$\begin{pmatrix} p_1 \\ q_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9 & 0.2 \\ 0.1 & 0.8 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_0 \\ q_0 \end{pmatrix}.$$





## 20.3 矩阵可对角化的应用

这个虚构的人口迁移过程有两个特点：(1)人口总数保持不变；(2)海淀区外部和内部的人口数不是负的. 我们称之为Markov(马尔科夫)过程.

由性质(1)，矩阵每一列元素之和为 1；由性质(2)，矩阵元素非负. 同样  $p_0, q_0, p_1, q_1$  等也非负.



## 20.3 矩阵可对角化的应用

$$\text{记 } A = \begin{pmatrix} 0.9 & 0.2 \\ 0.1 & 0.8 \end{pmatrix}.$$

$$\det(A - \lambda I) = \lambda^2 - 1.7\lambda + 0.7 \implies \lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0.7.$$

$$\lambda_1 = 1, A - \lambda_1 I = \begin{pmatrix} -0.1 & 0.2 \\ 0.1 & -0.2 \end{pmatrix} \implies \mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\lambda_2 = 0.7, A - \lambda_2 I = \begin{pmatrix} 0.2 & 0.2 \\ 0.1 & 0.1 \end{pmatrix} \implies \mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$\text{取 } S = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}, \text{ 则 } A = S\Lambda S^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0.7 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \end{pmatrix}.$$



## 20.3 矩阵可对角化的应用

于是我们可求  $A^k$  和  $k$  年之后的人口分布：

$$\begin{aligned}\begin{pmatrix} p_k \\ q_k \end{pmatrix} &= A^k \begin{pmatrix} p_0 \\ q_0 \end{pmatrix} = S \Lambda^k S^{-1} \begin{pmatrix} p_0 \\ q_0 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & (0.7)^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & -\frac{2}{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p_0 \\ q_0 \end{pmatrix} \\ &= \frac{p_0 + q_0}{3} \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix} + \frac{p_0 - 2q_0}{3} (0.7)^k \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} .\end{aligned}$$



## 20.3 矩阵可对角化的应用

可以看出，经过很多年之后， $(0.7)^k$ 会变得非常小，从而这个解达到一个极限状态：

$$\begin{pmatrix} p_{\infty} \\ q_{\infty} \end{pmatrix} = \frac{p_0 + q_0}{3} \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

此时，总人口仍为  $p_0 + q_0$ ，与初始状态相同. 但在此极限状态下，总人口的  $\frac{2}{3}$  在外部， $\frac{1}{3}$  在内部，并且这个数据无论初始分布  $p_0, q_0$  怎样总成立.



## 20.3 矩阵可对角化的应用

注意到  $A\mathbf{u}_\infty = \mathbf{u}_\infty$ ,  $\mathbf{u}_\infty = \begin{pmatrix} p_\infty \\ q_\infty \end{pmatrix}$ .

即这个稳定状态是Markov矩阵  $A$  关于  $\lambda = 1$  的特征向量.



## 20.3 矩阵可对角化的应用

例（Fibonacci数列）：

数列  $F_n : 0, 1, 1, 2, 3, 5, 8, 13, \dots$  满足规律

$$F_{k+2} = F_{k+1} + F_k.$$

这是一个差分方程.

怎样由  $F_0 = 0, F_1 = 1$  出发，求出Fibonacci数列的通项公式呢？



## 20.3 矩阵可对角化的应用

$$\text{令 } \mathbf{u}_k = \begin{pmatrix} F_{k+1} \\ F_k \end{pmatrix} \cdot \text{则} \begin{cases} F_{k+2} = F_{k+1} + F_k \\ F_{k+1} = F_{k+1} \end{cases}$$

$$\text{即 } \mathbf{u}_{k+1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{u}_k = A \mathbf{u}_k.$$

于是  $\mathbf{u}_k = A^k \mathbf{u}_0$ . 只需求  $A^k$ .



## 20.3 矩阵可对角化的应用

$$\det(A - \lambda I) = \begin{vmatrix} 1 - \lambda & 1 \\ 1 & -\lambda \end{vmatrix} = \lambda^2 - \lambda - 1$$

$$\implies \lambda_1 = \frac{1 + \sqrt{5}}{2}, \lambda_2 = \frac{1 - \sqrt{5}}{2}.$$

$$\text{故 } A = S\Lambda S^{-1} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -\lambda_2 \\ -1 & \lambda_1 \end{pmatrix} \frac{1}{\lambda_1 - \lambda_2}.$$





## 20.3 矩阵可对角化的应用

初始值  $F_0 = 0, F_1 = 1$  给出  $\mathbf{u}_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ .

于是

$$\begin{pmatrix} F_{k+1} \\ F_k \end{pmatrix} = \mathbf{u}_k = A^k \mathbf{u}_0 = S \Lambda^k S^{-1} \mathbf{u}_0 \\ = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1^k & 0 \\ 0 & \lambda_2^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} \frac{1}{\lambda_1 - \lambda_2}.$$

Fibonacci数  $F_k$  是这个乘积的第二个分量

$$F_k = \frac{\lambda_1^k}{\lambda_1 - \lambda_2} - \frac{\lambda_2^k}{\lambda_1 - \lambda_2} = \frac{1}{\sqrt{5}} \left[ \left( \frac{1 + \sqrt{5}}{2} \right)^k - \left( \frac{1 - \sqrt{5}}{2} \right)^k \right].$$



## 20.3 矩阵可对角化的应用

我们希望研究由差分方程  $\mathbf{u}_{k+1} = A\mathbf{u}_k$  描述的离散动力系统的长期行为, 即  $k \rightarrow \infty$  时解的性质.

设  $A$  可对角化, 即存在可逆矩阵  $S = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$ , 其中  $A\mathbf{x}_i = \lambda_i\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i \neq \mathbf{0}$ , 使  $S^{-1}AS = \Lambda$  为对角阵.

$$\begin{aligned}\text{则 } \mathbf{u}_k &= A^k \mathbf{u}_0 = S\Lambda^k S^{-1} \mathbf{u}_0 \\ &= c_1 \lambda_1^k \mathbf{x}_1 + \dots + c_n \lambda_n^k \mathbf{x}_n,\end{aligned}$$

其中  $S^{-1} \mathbf{u}_0 = (c_1, \dots, c_n)^T$ , 即  $\mathbf{u}_0 = c_1 \mathbf{x}_1 + \dots + c_n \mathbf{x}_n$ .

可以看出,  $\mathbf{u}_k$  的增长由因子  $\lambda_i^k (1 \leq i \leq n)$  支配. 因此系统的稳定性依赖于  $A$  的特征值.



## 20.3 矩阵可对角化的应用

对由一个差分方程  $\mathbf{u}_{k+1} = A\mathbf{u}_k$  定义的离散动力系统，当  $A$  的所有特征值  $|\lambda_i| < 1$  时，它是稳定的(stable)，且  $\mathbf{u}_k \rightarrow \mathbf{0}$ ；当所有  $|\lambda_i| \leq 1$  时，它是中性稳定的(neutrally stable)，且  $\mathbf{u}_k$  有界；而当至少有一个特征值  $|\lambda_i| > 1$  时，它是不稳定的(unstable)，且  $\mathbf{u}_k$  是无界的。

Markov过程是中性稳定的，Fibonacci数列是不稳定的。



## 20.3 矩阵可对角化的应用

例：考虑差分方程  $\mathbf{u}_{k+1} = A\mathbf{u}_k$ , 其中  $A = \begin{pmatrix} 0 & 8 \\ 0 & \frac{1}{4} \end{pmatrix}$ .

$A$  的特征值为其对角元 0 和  $\frac{1}{4}$ . 故该系统是稳定的.

由任何一个初始向量  $\mathbf{u}_0$  出发,  $\mathbf{u}_{k+1} = A\mathbf{u}_k$  的解必定最终趋向于  $\mathbf{0}$ .  
如:

$$\mathbf{u}_0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \mathbf{u}_1 = \begin{pmatrix} 8 \\ \frac{1}{4} \end{pmatrix}, \mathbf{u}_2 = \begin{pmatrix} 2 \\ \frac{1}{16} \end{pmatrix}, \mathbf{u}_3 = \begin{pmatrix} \frac{1}{2} \\ \frac{1}{64} \end{pmatrix}, \dots$$



## 20.3 矩阵可对角化的应用

可以看到从  $\mathbf{u}_2$  开始,  $\mathbf{u}_2 = A\mathbf{u}_1 = \frac{1}{4}\mathbf{u}_1$ ,  $\mathbf{u}_3 = A\mathbf{u}_2 = \frac{1}{4}\mathbf{u}_2, \dots$

而  $\mathbf{u}_1 = A\mathbf{u}_0$  的实际作用是, 若把  $\mathbf{u}_0$  分解成  $A$  的两个特征向量的和:

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 32 \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -32 \\ 0 \end{pmatrix},$$

则  $A\mathbf{u}_0$  把属于  $\lambda = 0$  的特征向量  $\begin{pmatrix} -32 \\ 0 \end{pmatrix}$  化为零, 而把属于  $\lambda = \frac{1}{4}$

的特征向量  $\begin{pmatrix} 32 \\ 1 \end{pmatrix}$  乘以  $\lambda = \frac{1}{4}$ .



## 20.4 同时对角化

问题：给定两个  $n$  阶矩阵  $A, B$ , 是否存在可逆矩阵  $P$ , 使得  $P^{-1}AP = \Lambda_1, P^{-1}BP = \Lambda_2$  同时为对角阵, 也即  $A, B$  同时对角化?

命题：若  $A, B$  有相同特征向量矩阵  $P$ , 使得  $P^{-1}AP = \Lambda_1, P^{-1}BP = \Lambda_2$  为对角阵, 则  $AB = BA$ .

事实上,

$$AB = P\Lambda_1P^{-1}P\Lambda_2P^{-1} = P\Lambda_1\Lambda_2P^{-1} = P\Lambda_2\Lambda_1P^{-1} = BA.$$



## 20.4 同时对角化

重要的是，“逆”命题也成立. 我们不加证明地给出：

定理：若  $A, B$  均可对角化，且  $AB = BA$ ，则  $A, B$  可同时对角化.

注意到，若  $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$ ，则  $AB\mathbf{x} = BA\mathbf{x} = B\lambda\mathbf{x} = \lambda B\mathbf{x}$ ，  
故  $B\mathbf{x}$  和  $\mathbf{x}$  是  $A$  的属于同一特征值  $\lambda$  的特征向量. 看简单的情况.  
假设  $A$  的特征值两两互异，则其所有特征子空间都是一维的. 于是  
 $B\mathbf{x}$  必是  $\mathbf{x}$  的倍数，也即  $\mathbf{x}$  是  $B$  的特征向量. 从而  $A, B$  有公共特征向量矩阵，可同时对角化.



## 20.4 同时对角化

定理：对  $n$  阶复矩阵  $A, B$ ，若矩阵  $A$  的特征值两两互异，则

$$AB = BA \iff A, B \text{ 可同时对角化.}$$





## 20.4 同时对角化

小结:

1. 矩阵  $A$  可对角化, 指存在可逆矩阵  $S$ , 使  $S^{-1}AS = \Lambda$  为对角阵.
2.  $n \times n$  矩阵  $A$  可对角化  $\iff A$  有  $n$  个线性无关的特征向量.
3. 若  $n \times n$  复矩阵  $A$  有  $n$  个互异特征值, 则  $A$  可对角化.
4. 复矩阵  $A$  可对角化  $\iff$  任意特征值的几何重数等于代数重数.
5. 设  $A$  可对角化, 即存在可逆阵使  $A = S\Lambda S^{-1}$ , 则  $A^k = S\Lambda^k S^{-1}$ .
6. 差分方程  $\mathbf{u}_{k+1} = A\mathbf{u}_k$  的解为

$$\mathbf{u}_k = A^k \mathbf{u}_0 = S\Lambda^k S^{-1} \mathbf{u}_0 = c_1 \lambda_1^k \mathbf{x}_1 + \cdots + c_n \lambda_n^k \mathbf{x}_n,$$

其中  $\mathbf{u}_0 = c_1 \mathbf{x}_1 + \cdots + c_n \mathbf{x}_n$ ,  $A\mathbf{x}_i = \lambda_i \mathbf{x}_i (1 \leq i \leq n)$ .