

得  $A$  的特征值  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ , 为二重特征值。令特征向量为  $u = [u_1, u_2]^T$ , 则由  $Au = \lambda u$  及  $\lambda = 1$ , 可列出方程组

$$u_1 + u_2 = u_1$$

$$u_2 = u_2$$

解之, 得  $u_2 = 0$ ,  $u_1$  任意。换言之, 若  $\alpha \neq 0$ , 则  $\alpha \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$  都是矩阵  $A$  的特征向量, 即  $A$  的任何两个特征向量都是线性相关的。这意味着, 矩阵  $T$  必定是奇异矩阵。因此, 不可能通过  $T^{-1}AT$  将例中的矩阵  $A$  对角化。事实上, 对于特征值  $\lambda = 1$  而言, 其多重度  $m_1 = 2$ 。因此, 根据定理 8.2.5 知, 只有当  $\text{rank}(A - \lambda I) = n - m_1 = 2 - 2 = 0$  时, 矩阵  $A$  是可对角化的。然而, 现在由于

$$A - \lambda I = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

其秩等于 1, 与定理 8.2.5 的条件直接相矛盾, 所以检验定理 8.2.5 的条件直接知, 本例的矩阵不可对角化。

### 8.3 Cayley-Hamilton 定理及其应用

如上节所述, 一个  $n \times n$  一般矩阵  $A$  的特征值由特征多项式  $\det(A - \lambda I)$  决定。不仅如此, 特征多项式还与矩阵的求逆、矩阵幂和矩阵指数函数的计算密切相关, 所以有必要对特征多项式作更深入的讨论与分析。

#### 8.3.1 Cayley-Hamilton 定理

Cayley-Hamilton 定理是关于一般矩阵的特征多项式的重要结果。从这一定理出发, 很容易解决矩阵的求逆、矩阵幂和矩阵指数函数的计算等问题。为了引出 Cayley-Hamilton 定理, 先介绍几个与多项式有关的重要概念。

当  $p_n \neq 0$  时,  $n$  称为多项式  $p(x) = p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \cdots + p_1 x + p_0$  的阶数。一个  $n$  阶多项式称为首一多项式 (monic polynomial), 若  $x^n$  的系数等于 1。

若  $p(A) = p_n A^n + p_{n-1} A^{n-1} + \cdots + p_1 A + p_0 I = O$ , 则称  $p(x) = p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \cdots + p_1 x + p_0$  是使矩阵  $A$  零化的多项式, 简称零化多项式 (annihilating polynomial)。

对于一个  $n \times n$  矩阵  $A$ , 令  $m$  是使得幂  $I, A, \cdots, A^m$  线性相关的最小整数。于是, 有方程式

$$p_m A^m + p_{m-1} A^{m-1} + \cdots + p_1 A + p_0 I = O_{n \times n} \quad (8.3.1)$$

式中,  $A^m$  的系数不为零。多项式  $p(x) = p_m x^m + p_{m-1} x^{m-1} + \cdots + p_1 x + p_0$  称为矩阵  $A$  的最小多项式。

下面的定理表明, 特征多项式  $p(x) = \det(A - xI)$  是使矩阵  $A_{n \times n}$  零化的多项式。

**定理 8.3.1** (Cayley-Hamilton 定理) 每一个正方矩阵  $A_{n \times n}$  都满足其特征方程, 即若特征多项式具有式 (8.1.7) 的形式, 则

$$p_n A^n + p_{n-1} A^{n-1} + \cdots + p_1 A + p_0 I = O \quad (8.3.2)$$

式中,  $I$  和  $O$  分别为  $n \times n$  单位矩阵和零矩阵。

**证明** 逆矩阵的定义公式  $B^{-1} = \frac{1}{\det(B)} \text{adj}(B)$  可以等价写作  $B \text{adj}(B) = \det(B) I_n$ , 故有

$$(A - xI) \text{adj}(A - xI) = \det(A - xI) I$$

将  $p(x) = \det(A - xI) = p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \cdots + p_1 x + p_0$  代入上式, 便有

$$(A - xI) \text{adj}(A - xI) = (p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \cdots + p_1 x + p_0) I \quad (1)$$

上式表明, 伴随矩阵  $\text{adj}(A - xI)$  必然是一个关于  $x$  的  $n-1$  次矩阵多项式, 不妨令其为

$$\text{adj}(A - xI) = x^{n-1} B_{n-1} + x^{n-2} B_{n-2} + \cdots + x B_1 + B_0 \quad (2)$$

式中,  $B_{n-1}, B_{n-2}, \cdots, B_1$  均为  $n \times n$  常数矩阵。将式 (2) 代入式 (1), 得

$$\begin{aligned} & (A - xI)(x^{n-1} B_{n-1} + x^{n-2} B_{n-2} + \cdots + x B_1 + B_0) \\ &= (p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \cdots + p_1 x + p_0) I \end{aligned}$$

比较上式两边同幂次项  $x^k$  的系数, 即可得到  $n+1$  个方程:

$$\begin{aligned} -B_{n-1} &= p_n I \\ -B_{n-2} + AB_{n-1} &= p_{n-1} I \\ &\vdots \\ -B_0 + AB_1 &= p_1 I \\ -AB_0 &= p_0 I \end{aligned}$$

在上述前  $n$  个方程中, 两边分别左乘矩阵  $A^n, A^{n-1}, \cdots, A$ , 然后将所有  $n+1$  个方程相加, 立即有  $O = p_n A^n + p_{n-1} A^{n-1} + \cdots + p_1 A + p_0 I$ , 这正是所期望的结果。■

以上证明是大多数文献采用的传统证明方法。最近, Jain 与 Gunawardena 从矩阵分解的角度, 给出了另外一种证明。对此证明感兴趣的读者可参考文献 [236, p.180]。

Cayley-Hamilton 定理有很多非常有趣和重要的应用。例如, 利用 Cayley-Hamilton 定理, 也能够直接证明两个相似矩阵具有相同的特征值。

考查两个相似矩阵的特征多项式。令  $B = S^{-1}AS$  是  $A$  的相似矩阵, 并且已知矩阵  $A$  的特征多项式  $p(x) = \det(A - xI) = p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \cdots + p_1 x + p_0$ 。根据 Cayley-Hamilton 定理知  $p(A) = p_n A^n + p_{n-1} A^{n-1} + \cdots + p_1 A + p_0 I = O$ 。

对于相似矩阵  $B$ , 由于

$$B^k = (S^{-1}AS)(S^{-1}AS) \cdots (S^{-1}AS) = S^{-1}A^k S$$

故有

$$\begin{aligned}
 p(B) &= p_n B^n + p_{n-1} B^{n-1} + \cdots + p_1 B + p_0 I \\
 &= p_n S^{-1} A^n S + p_{n-1} S^{-1} A^{n-1} S + \cdots + p_1 S^{-1} A S + p_0 I \\
 &= S^{-1} (p_n A^n + p_{n-1} A^{n-1} + \cdots + p_1 A + p_0 I) S \\
 &= S^{-1} p(A) S \\
 &= O
 \end{aligned}$$

在得到最后一个式子时, 代入了 Cayley-Hamilton 定理的结果  $p(A) = O$ 。换言之, 两个相似矩阵具有相同的特征多项式, 从而它们具有相同的特征值。

下面再介绍 Cayley-Hamilton 定理的几个重要应用。

### 8.3.2 逆矩阵和广义逆矩阵的计算

若矩阵  $A_{n \times n}$  非奇异, 则用  $A^{-1}$  右乘 (或左乘) 式 (8.3.2) 两边, 立即有

$$p_n A^{n-1} + p_{n-1} A^{n-2} + \cdots + p_2 A + p_1 I + p_0 A^{-1} = O$$

由此即可得到逆矩阵的计算公式

$$A^{-1} = -\frac{1}{p_0} (p_n A^{n-1} + p_{n-1} A^{n-2} + \cdots + p_2 A + p_1 I) \quad (8.3.3)$$

例 8.3.1 已知矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 4 & 6 \end{bmatrix}$$

其特征多项式为

$$\det(A - xI) = \begin{vmatrix} 1-x & 5 \\ 4 & 6-x \end{vmatrix} = (1-x)(6-x) - 5 \times 4 = x^2 - 7x - 14$$

即  $p_0 = -14$ ,  $p_1 = -7$ ,  $p_2 = 1$ 。将这些值代入式 (8.3.3), 立即得

$$A^{-1} = \frac{1}{14} (A - 7I) = \frac{1}{14} \left( \begin{bmatrix} 1 & 5 \\ 4 & 6 \end{bmatrix} - 7 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} -\frac{3}{7} & \frac{5}{14} \\ \frac{2}{7} & -\frac{1}{14} \end{bmatrix}$$

例 8.3.2 由矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix}$$

得矩阵的二次幂

$$A^2 = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 0 & 5 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 9 \end{bmatrix}$$

和特征多项式

$$\begin{aligned}\det(\mathbf{A} - x\mathbf{I}) &= \begin{vmatrix} 2-x & 0 & 1 \\ 0 & 2-x & 0 \\ 0 & 0 & 3-x \end{vmatrix} = (2-x)^2(3-x) \\ &= -x^3 + 7x^2 - 16x + 12\end{aligned}$$

即  $p_0 = 12$ ,  $p_1 = -16$ ,  $p_2 = 7$ ,  $p_3 = -1$ 。将这些值连同矩阵  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{A}^2$  一起代入矩阵求逆公式 (8.3.3), 则有

$$\begin{aligned}\mathbf{A}^{-1} &= -\frac{1}{12}(-\mathbf{A}^2 + 7\mathbf{A} - 16\mathbf{I}) \\ &= -\frac{1}{12}\left(-\begin{bmatrix} 4 & 0 & 5 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 9 \end{bmatrix} + 7\begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} - 16\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\right) \\ &= \frac{1}{6}\begin{bmatrix} 3 & 0 & -1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}\end{aligned}$$

Cayley-Hamilton 定理还可以用于求任意一个复矩阵的广义逆矩阵。这一结果是 Decell 于 1965 年得到的 [116]。

**定理 8.3.2** 令矩阵  $\mathbf{A}$  是任意一个  $m \times n$  矩阵, 并且令

$$f(\lambda) = (-1)^m(a_0\lambda^m + a_1\lambda^{m-1} + \cdots + a_{m-1}\lambda + a_m), \quad a_0 = 1 \quad (8.3.4)$$

是矩阵乘积  $\mathbf{A}\mathbf{A}^H$  的特征多项式  $(\mathbf{A}\mathbf{A}^H - \lambda\mathbf{I})$ 。若  $k$  是满足  $a_k \neq 0$  的最大整数, 则  $\mathbf{A}$  的广义逆矩阵由

$$\mathbf{A}^\dagger = -a_k^{-1}\mathbf{A}^H \left[ (\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{k-1} + a_1(\mathbf{A}\mathbf{A}^H)^{k-2} + \cdots + a_{k-2}(\mathbf{A}\mathbf{A}^H) + a_{k-1}\mathbf{I} \right] \quad (8.3.5)$$

确定。当  $k=0$  是使  $a_k \neq 0$  的最大整数时, 广义逆矩阵  $\mathbf{A}^\dagger = \mathbf{O}$ 。

**证明** 参见文献 [116]。

在有些文献 (例如文献 [425]) 中, 称上述定理为 Decell 定理。注意, Decell 定理中的整数  $k$  就是矩阵  $\mathbf{A}$  的秩, 即  $k = \text{rang}(\mathbf{A})$ 。

根据上述定理, Decell 提出了计算 Moore-Penrose 逆矩阵的下列方法 [116]。

(1) 构造矩阵序列  $\mathbf{A}_0, \mathbf{A}_1, \cdots, \mathbf{A}_k$

$$\begin{array}{lll}\mathbf{A}_0 = \mathbf{O}, & -1 = q_0, & \mathbf{B}_0 = \mathbf{I}; \\ \mathbf{A}_1 = \mathbf{A}\mathbf{A}^H, & \text{tr}(\mathbf{A}_1) = q_1, & \mathbf{B}_1 = \mathbf{A}_1 - q_1\mathbf{I}; \\ \mathbf{A}_2 = \mathbf{A}\mathbf{A}^H\mathbf{B}_1, & \frac{\text{tr}(\mathbf{A}_2)}{2} = q_2, & \mathbf{B}_2 = \mathbf{A}_2 - q_2\mathbf{I}; \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \mathbf{A}_{k-1} = \mathbf{A}\mathbf{A}^H\mathbf{B}_{k-2}, & \frac{\text{tr}(\mathbf{A}_{k-1})}{k-1} = q_{k-1}, & \mathbf{B}_{k-1} = \mathbf{A}_{k-1} - q_{k-1}\mathbf{I}; \\ \mathbf{A}_k = \mathbf{A}\mathbf{A}^H\mathbf{B}_{k-1}, & \frac{\text{tr}(\mathbf{A}_k)}{k} = q_k, & \mathbf{B}_k = \mathbf{A}_k - q_k\mathbf{I}\end{array}$$

Faddeev 证明了 [149, pp.260~265], 按照以上方法构造的系数  $q_i = -a_i, i = 1, 2, \dots, k$ 。

(2) 计算 Moore-Penrose 逆矩阵

$$\begin{aligned} A^\dagger &= -a_k^{-1} A^H \left[ (AA^H)^{k-1} + a_1 (AA^H)^{k-2} + \dots + a_{k-2} (AA^H) + a_{k-1} I \right] \\ &= -a_k^{-1} A^H B_{k-1} \end{aligned} \quad (8.3.6)$$

### 8.3.3 矩阵幂的计算

给定任意一个矩阵  $A_{n \times n}$  和一个整数  $k$ , 称  $A^k$  是矩阵  $A$  的  $k$  次幂。如果  $k$  比较大, 显然矩阵幂  $A^k$  的计算是一件很繁琐的事。幸运的是, Cayley-Hamilton 定理为这个问题提供了一种简单的解决方法。

考查多项式除法  $f(x)/g(x)$ , 其中,  $g(x) \neq 0$ 。根据 Euclidean 除法知, 存在两个多项式  $q(x)$  和  $r(x)$ , 使得

$$f(x) = g(x)q(x) + r(x)$$

式中,  $q(x)$  和  $r(x)$  分别称为商和余项, 并且余项  $r(x)$  的阶数小于  $g(x)$  的阶数或  $r(x) = 0$ 。

令矩阵  $A$  的特征多项式为

$$p(x) = p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \dots + p_1 x + p_0$$

则对于任何一个  $x$ , 其  $K$  次幂

$$x^K = p(x)q(x) + r(x) \quad (8.3.7)$$

当  $x$  是特征方程  $p(x) = 0$  的一个根时, 上式变为

$$x^K = r(x) = r_0 + r_1 x + \dots + r_{n-1} x^{n-1} \quad (8.3.8)$$

因为  $r(x)$  的阶数小于  $p(x)$  的阶数  $n$ 。

用  $A$  代替标量  $x$ , 则式 (8.3.7) 变为

$$A^K = p(A)q(A) + r(A) \quad (8.3.9)$$

根据 Cayley-Hamilton 定理知, 若  $p(x)$  是矩阵  $A$  的特征多项式, 则  $p(A) = O$ 。因此, 式 (8.3.9) 简化为

$$A^K = r(A) = r_0 I + r_1 A + \dots + r_{n-1} A^{n-1} \quad (8.3.10)$$

式 (8.3.10) 给出了计算矩阵幂  $A^K$  的方法。

**算法 8.3.1** (矩阵幂的计算)<sup>[236, p.172]</sup>

步骤 1 构造特征多项式

$$p(x) = \det(A - xI) = p_n x^n + p_{n-1} x^{n-1} + \dots + p_1 x + p_0 \quad (8.3.11)$$

步骤 2 计算特征方程  $p(x) = 0$  的  $n$  个特征根即特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 。

步骤 3 将特征值代入式 (8.3.8), 得到一组线性方程:

$$\left. \begin{aligned} r_0 + \lambda_1 r_1 + \dots + \lambda_1^{n-1} r_{n-1} &= \lambda_1^K \\ r_0 + \lambda_2 r_1 + \dots + \lambda_2^{n-1} r_{n-1} &= \lambda_2^K \\ &\dots \\ r_0 + \lambda_n r_1 + \dots + \lambda_n^{n-1} r_{n-1} &= \lambda_n^K \end{aligned} \right\} \quad (8.3.12)$$

解之, 得  $r_0, r_1, \dots, r_{n-1}$ 。

步骤 4 计算矩阵幂

$$A^K = r_0 I + r_1 A + \dots + r_{n-1} A^{n-1}$$

下面举例加以说明。

例 8.3.3 已知

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

计算  $A^{731}$ 。

解 利用式 (8.3.11) 构造特征多项式

$$p(x) = \det(A - xI) = \begin{vmatrix} 1-x & 1/2 \\ 2 & 1-x \end{vmatrix} = x^2 - 2x$$

令  $p(x) = 0$ , 求出  $A$  的特征值  $\lambda_1 = 0$  和  $\lambda_2 = 2$ 。

将特征值代入式 (8.3.12) 得线性方程组

$$r_0 + 0r_1 = 0^{731}$$

$$r_0 + 2r_1 = 2^{731}$$

解之, 得  $r_0 = 0$  和  $r_1 = 2^{730}$ 。

计算矩阵幂, 得

$$A^{731} = 2^{730} A = 2^{730} \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2^{730} & 2^{729} \\ 2^{731} & 2^{730} \end{bmatrix}$$

### 8.3.4 矩阵指数函数的计算

类似于标量指数函数

$$e^{at} = 1 + at + \frac{1}{2!} a^2 t^2 + \dots + \frac{1}{k!} a^k t^k + \dots$$

对一个已知矩阵  $A$ , 可以定义矩阵指数函数 (matrix exponential function)

$$e^{At} = I + At + \frac{1}{2!} A^2 t^2 + \dots + \frac{1}{k!} A^k t^k + \dots \quad (8.3.13)$$

由于

$$e^{(A+B)t} = I + (A+B)t + \frac{(A+B)^2}{2}t^2 + \cdots \quad (8.3.14)$$

$$\begin{aligned} e^{At}e^{Bt} &= \left( I + At + \frac{A^2t^2}{2} + \cdots \right) \left( I + Bt + \frac{B^2t^2}{2} + \cdots \right) \\ &= I + (A+B)t + \frac{A^2t^2}{2} + ABt^2 + \frac{B^2t^2}{2} + \cdots \end{aligned} \quad (8.3.15)$$

两式相减, 得

$$e^{(A+B)t} - e^{At}e^{Bt} = (BA - AB)\frac{t^2}{2} + \cdots \quad (8.3.16)$$

因此,  $e^{(A+B)t} = e^{At}e^{Bt}$  只对  $AB = BA$  成立。

容易看出

$$e^O = e^{O0} = I, \quad \frac{d}{dt}e^{At} = Ae^{At}$$

矩阵指数函数可以用来表示一阶微分方程的解。在工程应用中, 经常会遇到线性一阶微分方程组

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t), \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0$$

其中,  $\mathbf{A}$  为常数矩阵。上述一阶微分方程组的解可以写作  $\mathbf{x}(t) = e^{\mathbf{A}t}\mathbf{x}_0$ 。因此, 线性一阶微分方程组的求解等价于计算矩阵指数函数  $e^{\mathbf{A}t}$ 。

利用 Cayley-Hamilton 定理, 可以证明  $n$  阶线性矩阵微分方程的解的唯一性。

**定理 8.3.3** 令  $\mathbf{A}$  是一个  $n \times n$  常数矩阵, 其特征多项式为

$$p(\lambda) = \det(\lambda\mathbf{I} - \mathbf{A}) = \lambda^n + c_{n-1}\lambda^{n-1} + \cdots + c_1\lambda + c_0 \quad (8.3.17)$$

并且  $n$  阶矩阵微分方程

$$\Phi^{(n)}(t) + c_{n-1}\Phi^{(n-1)}(t) + \cdots + c_1\Phi'(t) + c_0\Phi(t) = \mathbf{O} \quad (8.3.18)$$

满足初始条件

$$\Phi(0) = \mathbf{I}, \quad \Phi'(0) = \mathbf{A}, \quad \Phi''(0) = \mathbf{A}^2, \quad \dots, \quad \Phi^{(n-1)}(0) = \mathbf{A}^{n-1} \quad (8.3.19)$$

则  $\Phi(t) = e^{\mathbf{A}t}$  是  $n$  阶矩阵微分方程式 (8.3.18) 的唯一解。

**证明** [278] 令  $\Phi_1(t)$  和  $\Phi_2(t)$  是  $n$  阶矩阵微分方程的两个解, 并令  $\Phi(t) = \Phi_1(t) - \Phi_2(t)$ 。由于  $\Phi(t)$  满足矩阵微分方程式 (8.3.18), 故  $\Phi(t)$  的每一个元素  $\phi_{ij}(t)$  都满足标量微分方程

$$\phi_{ij}^{(n)}(t) + c_{n-1}\phi_{ij}^{(n-1)}(t) + \cdots + c_1\phi_{ij}'(t) + c_0\phi_{ij}(t) = 0 \quad (1)$$

又由于解  $\Phi_1(t)$  和  $\Phi_2(t)$  都满足初始条件式 (8.3.19), 故有  $\Phi(0) = \Phi'(0) = \cdots = \Phi^{(n-1)}(0) = \mathbf{O}$ , 即  $\Phi(0)$  的每一个元素都等于零, 即有

$$\phi_{ij}(0) = \phi_{ij}'(0) = \cdots = \phi_{ij}^{(n-1)}(0) = 0, \quad \forall i, j \quad (2)$$

求解具有初始条件式 (2) 的标量微分方程 (1), 得  $\phi_{ij}(t) = 0, \forall t \in R, i, j = 1, 2, \dots, n$ 。因此,  $\Phi(t) \equiv O, \forall t \in R$ , 即  $\Phi_1(t) = \Phi_2(t)$ 。

现在令  $A$  为  $n \times n$  常数矩阵, 具有特征多项式

$$p(\lambda) = \det(\lambda I - A) = \lambda^n + c_{n-1}\lambda^{n-1} + \dots + c_1\lambda + c_0$$

若  $\Phi(t) = e^{At}$ , 则

$$\Phi'(t) = Ae^{At}, \quad \Phi''(t) = A^2e^{At}, \dots, \Phi^{(n)}(t) = A^ne^{At} \quad (3)$$

于是, 由 Cayley-Hamilton 定理知

$$\begin{aligned} & \Phi^{(n)}(t) + c_{n-1}\Phi^{(n-1)}(t) + \dots + c_1\Phi'(t) + c_0\Phi(t) \\ &= (A^n + c_{n-1}A^{n-1} + \dots + c_1A + c_0I)e^{At} = p(A)e^{At} \\ &= O \end{aligned}$$

这恰好是矩阵微分方程 (8.3.18)。又由式 (3) 有

$$\Phi(0) = I, \quad \Phi'(0) = A, \quad \Phi''(0) = A^2, \quad \dots, \quad \Phi^{(n-1)}(0) = A^{n-1}$$

此式即是初始条件式 (8.3.19)。因此,  $\Phi(t) = e^{At}$  是满足具有初始条件式 (8.3.19) 的矩阵微分方程 (8.3.18) 的解。■

定理 8.3.3 保证了矩阵微分方程的唯一解的存在性。下面的定理给出了求这一唯一解的方法。

**定理 8.3.4** 令  $A$  是一个  $n \times n$  常数矩阵, 其特征多项式为

$$p(\lambda) = \det(\lambda I - A) = \lambda^n + c_{n-1}\lambda^{n-1} + \dots + c_1\lambda + c_0$$

则满足初始条件式 (8.3.19) 的矩阵微分方程 (8.3.18) 的解由

$$\Phi(t) = e^{At} = x_1(t)I + x_2(t)A + x_3(t)A^2 + \dots + x_n(t)A^{n-1} \quad (8.3.20)$$

给出, 式中,  $x_k(t)$  是  $n$  阶标量微分方程

$$x^{(n)}(t) + c_{n-1}x^{(n-1)}(t) + \dots + c_1x'(t) + c_0x(t) = 0 \quad (8.3.21)$$

满足初始条件

$$\left. \begin{array}{l} x_1(0) = 1 \\ x_1'(0) = 0 \\ \dots \\ x_1^{(n-1)}(0) = 0 \end{array} \right\}, \quad \left. \begin{array}{l} x_2(0) = 0 \\ x_2'(0) = 1 \\ \dots \\ x_2^{(n-1)}(0) = 0 \end{array} \right\}, \quad \dots, \quad \left. \begin{array}{l} x_n(0) = 0 \\ x_n'(0) = 0 \\ \dots \\ x_n^{(n-1)}(0) = 1 \end{array} \right\}$$

的解。



证明 [278] 令  $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$  是  $n$  阶标量微分方程 (8.3.21) 满足定理初始条件的唯一一组解, 并令

$$\Phi(t) = x_1(t)I + x_2(t)A + x_3A^2 + \dots + x_n(t)A^{n-1} \quad (1)$$

则

$$\begin{aligned} & \Phi^{(n)}(t) + c_{n-1}\Phi^{(n-1)}(t) + \dots + c_1\Phi'(t) + c_0\Phi(t) \\ &= [x_1^{(n)}(t) + c_{n-1}x_1^{(n-1)}(t) + \dots + c_1x_1'(t) + c_0x_1(t)]I + \\ & \quad [x_2^{(n)}(t) + c_{n-1}x_2^{(n-1)}(t) + \dots + c_1x_2'(t) + c_0x_2(t)]A + \dots + \\ & \quad [x_n^{(n)}(t) + c_{n-1}x_n^{(n-1)}(t) + \dots + c_1x_n'(t) + c_0x_n(t)]A^{n-1} \\ &= 0I + 0A + \dots + 0A^{n-1} \end{aligned}$$

即有

$$\Phi^{(n)}(t) + c_{n-1}\Phi^{(n-1)}(t) + \dots + c_1\Phi'(t) + c_0\Phi(t) = O, \quad \forall t \in R \quad (2)$$

将定理初始条件代入式 (1) 及其  $1, 2, \dots, n-1$  阶导数, 又有

$$\left. \begin{aligned} \Phi(0) &= x_1(0)I + x_2(0)A + \dots + x_n(0)A^{n-1} = I \\ \Phi'(0) &= x_1'(0)I + x_2'(0)A + \dots + x_n'(0)A^{n-1} = A \\ &\dots \\ \Phi^{(n-1)}(0) &= x_1^{(n-1)}(0)I + x_2^{(n-1)}(0)A + \dots + x_n^{(n-1)}(0)A^{n-1} = A^{n-1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

因此, 由式 (1) 定义的矩阵  $\Phi$  是满足具有初始条件式 (3) 的矩阵微分方程式 (2) 的解。根据定理 8.3.3 知, 这个解是唯一的。又因为式 (1) 的右边等于  $e^{At}$ , 故式 (1) 即是式 (8.3.20), 定理得证。■

式 (8.3.20) 给出了计算矩阵指数函数  $e^{At}$  的一种有效方法。

例 8.3.4 已知矩阵

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

利用定理 8.3.4 求  $e^{At}$ 。

解 根据矩阵  $A$ , 可以写出相对应的标量微分方程组

$$\begin{aligned} \frac{dx(t)}{dt} &= x + 0y + z \\ \frac{dy(t)}{dt} &= 0x + y + 0z \\ \frac{dz(t)}{dt} &= 0x + 0y + 2z \end{aligned}$$

由特征方程  $\det(\lambda I - A) = 0$  求得矩阵  $A$  的特征值  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 2$ , 即特征值 1 的多重度为 2。

由定理 8.3.4 知, 矩阵指数函数

$$e^{At} = x_1(t)I + x_2(t)A + x_3(t)A^2$$

式中,  $x_1(t), x_2(t), x_3(t)$  是三阶标量微分方程

$$x'''(t) + c_2x''(t) + c_1x'(t) + c_0x(t) = 0$$

满足初始条件

$$\left. \begin{array}{l} x_1(0) = 1 \\ x_1'(0) = 0 \\ x_1''(0) = 0 \end{array} \right\}, \quad \left. \begin{array}{l} x_2(0) = 0 \\ x_2'(0) = 1 \\ x_2''(0) = 0 \end{array} \right\}, \quad \left. \begin{array}{l} x_3(0) = 0 \\ x_3'(0) = 0 \\ x_3''(0) = 1 \end{array} \right\}$$

的解。

由于矩阵  $A$  的特征值  $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 2$  知, 标量微分方程  $x'''(t) + c_2x''(t) + c_1x'(t) + c_0x(t) = 0$  的通解由

$$x(t) = a_1te^t + a_2e^t + a_3e^{2t}$$

给出。

由上述通解公式易得以下结果:

(1) 将初始条件  $x_1(0) = 1, x_1'(0) = 0, x_1''(0) = 0$  代入通解公式, 得

$$\begin{cases} a_2 + a_3 = 1 \\ a_1 + a_2 + 2a_3 = 0 \\ 2a_1 + a_2 + 4a_3 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} a_1 = -2 \\ a_2 = 0 \\ a_3 = 1 \end{cases}$$

即满足初始条件  $x_1(0) = 1, x_1'(0) = 0, x_1''(0) = 0$  的特解为

$$x_1(t) = -2te^t + e^{2t}$$

(2) 由初始条件  $x_2(0) = 0, x_2'(0) = 1, x_2''(0) = 0$  得

$$\begin{cases} a_2 + a_3 = 0 \\ a_1 + a_2 + 2a_3 = 1 \\ 2a_1 + a_2 + 4a_3 = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} a_1 = 1 \\ a_2 = 2 \\ a_3 = -1 \end{cases}$$

从而得满足初始条件  $x_2(0) = 0, x_2'(0) = 1, x_2''(0) = 0$  的特解为

$$x_2(t) = te^t + 2e^t - e^{2t}$$

(3) 由初始条件  $x_3(0) = 0, x_3'(0) = 0, x_3''(0) = 1$  得

$$\begin{cases} a_2 + a_3 = 0 \\ a_1 + a_2 + 2a_3 = 0 \\ 2a_1 + a_2 + 4a_3 = 1 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} a_1 = -1 \\ a_2 = -1 \\ a_3 = 1 \end{cases}$$

换言之, 满足初始条件  $x_3(0) = 0, x_3'(0) = 0, x_3''(0) = 1$  的特解为

$$x_3(t) = -te^t - e^t + e^{2t}$$

计算知

$$A^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

因此, 由定理 8.3.4 可求得

$$\begin{aligned} e^{At} &= x_1(t)I + x_2(t)A + x_3(t)A^2 \\ &= (-2te^t + e^{2t}) \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + (te^t + 2e^t - e^{2t}) \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} + \\ &\quad (-te^t - e^t + e^{2t}) \begin{bmatrix} 1 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

即有

$$e^{At} = \begin{bmatrix} -2te^t + e^t + e^{2t} & 0 & -2te^t - e^t + 2e^{2t} \\ 0 & -2te^t + e^t + e^{2t} & 0 \\ 0 & 0 & -4te^t + 3e^{2t} \end{bmatrix}$$

除了矩阵指数函数外, 利用矩阵幂, 还可以定义以下矩阵函数:

矩阵  $A_{n \times n}$  的正弦

$$\sin(A) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k+1)!} A^{2k+1} \quad (8.3.22)$$

矩阵  $A_{n \times n}$  的余弦

$$\cos(A) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(-1)^k}{(2k)!} A^{2k} \quad (8.3.23)$$

总结以上讨论, 可以得出结论: Cayley-Hamilton 定理为矩阵求逆、矩阵幂的计算、线性微分方程的求解 (或等价于矩阵指数函数的计算) 提供了非常有效的工具。很难想象, 如果没有 Cayley-Hamilton 定理, 即便只是  $3 \times 3$  矩阵的幂函数  $A^{798}$  的计算也将显得异常复杂和耗时, 人工计算将是一件难于承受的负担!

## 8.4 Hermitian 矩阵的特征值分解

前面几节关于特征值和特征向量的所有讨论都是针对一般矩阵的, 并没有要求矩阵一定是实对称或者复共轭对称的。然而, 在统计与信息科学中, 经常遇到实对称矩阵或 Hermitian (复共轭对称) 矩阵。例如, 对于实观测数据向量  $\mathbf{x}(t)$ , 其自相关矩阵  $\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^T(t)\}$  是实对称矩阵, 而复观测数据向量  $\mathbf{x}(t)$  的自相关矩阵  $\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t)\}$  为 Hermitian 矩阵。另外一方面, 由于实对称矩阵是 Hermitian 矩阵的特例, 而 Hermitian