

利用矩阵的秩讨论若当标准型

首先，对于如下 $r \times r$ 的若当块矩阵

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \lambda & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda \end{pmatrix}$$

任给 $\eta \in \mathbb{C}$ ，考虑矩阵 $Q(\eta) = \eta \mathbf{E}_{r \times r} - \mathbf{J}$ ，那么我们如下简单性质：

性质 1. 如果 $\eta \neq \lambda$ ，那么 $Q(\eta)$ 为可逆矩阵。

性质 2. 当 $1 \leq m \leq r$ 时， $\text{rank}(Q(\lambda)^m) = r - m$ 。

性质 3. 当 $m \geq r$ 时 $Q(\lambda)^m = \mathbf{0}$ 。

设矩阵 \mathbf{A} 为 $n \times n$ 的矩阵，它的若当标准型 $\mathbf{J} = \text{diag}(\mathbf{J}_1, \mathbf{J}_2, \dots, \mathbf{J}_K)$ ，即存在可逆矩阵 \mathbf{P} 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{PJP}^{-1}$

成立，其中 $\mathbf{J}_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_i \end{pmatrix}$ ，并且 \mathbf{J}_i 的阶数为 r_i ， $i=1, 2, \dots, K$ 。很明显，对于不同的 i ，

相应的若当块的对角元素可能是相同的。

很自然，我们有如下的简单关系：

$$r_1 + r_2 + \dots + r_K = n$$

下面我们讨论一下矩阵 $(\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m$ 的秩。由于存在可逆矩阵 \mathbf{P} 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{PJP}^{-1}$ 成立，我们只需要分析矩阵 $(\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{J})^m$ 的秩就可以了。

当 λ 不为 \mathbf{A} 的特征值时， $(\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{J})^m$ 为可逆矩阵，这对于我们进一步的讨论没有任何意义。因此，我们只考虑 λ 是 \mathbf{A} 特征值的情形，并且不妨设在 \mathbf{A} 的若当标准型中 $\lambda = \lambda_i = \lambda_{i+1} = \dots = \lambda_{i+s-1}$ 所对应的若当块为 $\mathbf{J}_i, \mathbf{J}_{i+1}, \dots, \mathbf{J}_{i+s-1}$ 共 s 个，那么

$$\text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m) = \text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{J})^m) = \sum_{i=1}^K \text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{r_i \times r_i} - \mathbf{J}_i)^m)$$

很明显，当 $j < i$ 或者 $j \geq i+s$ 时 $\text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{r_j \times r_j} - \mathbf{J}_j)^m) = r_j$ ；

对于 $i \leq j \leq i+s-1$ 的情形，我们需要区分 $1 \leq m \leq r_j$ 和 $m > r_j$ 的情况。

根据性质 2，当 $i \leq j \leq i+s-1$ 且 $1 \leq m \leq r_j$ 时， $\text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{r_j \times r_j} - \mathbf{J}_j)^m) = r_j - m$ ；

根据性质 3，当 $i \leq j \leq i+s-1$ 且 $m \geq r_j$ 时， $\text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{r_j \times r_j} - \mathbf{J}_j)^m) = 0$ ；

如果对于 $x \in \mathbb{R}$ 引入记号 $(x)_+ = \max\{x, 0\}$ ，那么我们有：

当 $i \leq j \leq i+s-1$ 时， $\text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{r_j \times r_j} - \mathbf{J}_j)^m) = (r_j - m)_+$ 。

因此

$$\text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m) = \sum_{i=1}^K \text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{r_i \times r_i} - \mathbf{J}_i)^m) = \sum_{j=1}^{i-1} r_j + \sum_{j=i+s}^K r_j + \sum_{j=i}^{i+s-1} (r_j - m)_+$$

$$= n - \sum_{j=i}^{i+s-1} (r_j - (r_j - m)_+) = n - \sum_{j=i}^{i+s-1} \min(r_j, m)$$

所以我们不妨记 $d_m = n - \text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m)$, 那么 $d_m = \sum_{j=i}^{i+s-1} \min(r_j, m)$

设 $r = \max(r_i, r_{i+1}, \dots, r_{i+s-1})$, 那么明显有 $d_1 < d_2 < \dots < d_r = d_{r+1} = d_{r+2} = \dots$.

进一步, 设对应于 \mathbf{A} 的特征值 λ 的所有若当块中阶数为 k 的个数有 t_k 个, 那么我们有

$$d_m = \sum_{j=i}^{i+s-1} \min(r_j, m) = \sum_{k=1}^r t_k \cdot \min(k, m)$$

对于 $m=1, 2, \dots, r$, 我们得到如下的线性方程组:

$$\begin{cases} t_1 + t_2 + t_3 + \dots + t_r = d_1 \\ t_2 + t_3 + \dots + t_r = d_2 - d_1 \\ t_3 + \dots + t_r = d_3 - d_2 \\ \dots \\ t_r = d_r - d_{r-1} \end{cases}$$

因此, 我们有 $t_1 = 2d_1 - d_2$, $t_r = d_r - d_{r-1}$, 当 $1 < k < r$ 时 $t_k = 2d_k - d_{k-1} - d_{k+1}$. 当 $r=1$ 时, 公式 $t_r = d_r - d_{r-1}$ 无法定义。事实上, 可以补充定义 $d_0=0$, 那么公式 $t_k = 2d_k - d_{k-1} - d_{k+1}$, 对于 $k=1, \dots, r$ 都成立。因为当 $k=1, \dots, r-1$ 显然是成立的, 而当 $k=r$ 时, 由于 $d_{r+1}=d_r$, 因此公式 $t_r = 2d_r - d_{r-1} - d_{r+1} = d_r - d_{r-1}$, 仍然是成立的。综合上面的讨论, 我们得到如下基于特征矩阵幂的秩决定矩阵若当标准型的算法:

第一步: 对于给定矩阵特征值 λ , 对于 $m=1, 2, \dots$, 计算 $d_m = n - \text{rank}((\lambda \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m)$. 显然有

$$d_1 < d_2 < \dots < d_r = d_{r+1} = d_{r+2} = \dots, \quad \text{因此当 } d_m \text{ 不再严格增加的 } m \text{ 值置为 } r;$$

第二步: 补充定义 $d_0=0$; 那么根据公式

$$t_k = 2d_k - d_{k-1} - d_{k+1}, \quad k=1, 2, \dots, r$$

计算出矩阵特征值 λ 的阶数为 k 的若当块的个数 t_k .

下面我们在讨论以下根据特征矩阵幂的秩决定最小多项式 $m_{\mathbf{A}}(\lambda)$ 。

设矩阵 \mathbf{A} 为 $n \times n$ 的矩阵, 它的特征多项式可以写为

$$\varphi_{\mathbf{A}}(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{n_1} \dots (\lambda - \lambda_L)^{n_L},$$

其中特征根各不相同。由于最小多项式和特征多项式的根相同, 只是每个根的重数不一样, 因此我们的目标就是决定在最小多项式 $m_{\mathbf{A}}(\lambda)$ 每个特征根的指数。设

$$m_{\mathbf{A}}(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{m_1} \dots (\lambda - \lambda_L)^{m_L},$$

很明显 $1 \leq r_l \leq n_l$, $l=1, 2, \dots, L$.

对于特征值 λ_l , $l=1, 2, \dots, L$, 我们考虑矩阵 $(\lambda_l \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m$ 的秩。对于 \mathbf{A} 的若当标准型作前面的假设。设矩阵 \mathbf{A} 的若当标准型为 $\mathbf{J} = \text{diag}(\mathbf{J}_1, \mathbf{J}_2, \dots, \mathbf{J}_K)$, 即存在可逆矩阵 \mathbf{P} 使得 $\mathbf{A} = \mathbf{PJP}^{-1}$ 成立,

其中 $\mathbf{J}_i = \begin{pmatrix} \lambda_i & 1 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 \\ 0 & \dots & 0 & \lambda_i \end{pmatrix}$, 并且 \mathbf{J}_i 的阶数为 r_i , $i=1, 2, \dots, K$. 很明显, 对于不同的 i , 相应的

若当块的对角元素可能是相同的。因此 \mathbf{A} 的最小多项式 $m_{\mathbf{A}}(\lambda)$ 和 \mathbf{J} 的最小多项式 $m_{\mathbf{J}}(\lambda)$ 是完全相同的。这样我们来讨论 \mathbf{J} 的最小多项式 $m_{\mathbf{J}}(\lambda)$ 。有最小多项式的定义

$$m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}) = (\mathbf{J} - \lambda_1 \cdot \mathbf{E}_{n \times n})^{m_1} \dots (\mathbf{J} - \lambda_L \cdot \mathbf{E}_{n \times n})^{m_L} = 0$$

由于 \mathbf{J} 为块对角矩阵，因此 $(\mathbf{J} - \lambda_l \cdot \mathbf{E}_{n \times n})^{m_l}, l=1,2,\dots,L$, 也为具有和 \mathbf{J} 相同分块的对角矩阵。

而具有相同分块对角矩阵的乘积也为具有相同分块的对角矩阵，而且乘积的每个对角块为相乘矩阵对角块的乘积。

$$\text{因此, } m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}) = (\mathbf{J} - \lambda_1 \cdot \mathbf{E}_{n \times n})^{m_1} \dots (\mathbf{J} - \lambda_L \cdot \mathbf{E}_{n \times n})^{m_L} = \text{diag}(m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}_1), m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}_2), \dots, m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}_K)) = 0$$

对于给定的矩阵 \mathbf{A} 的特征值 $\lambda_l, l=1,2,\dots,L$, 假设对应得若当标准型中的若当块为所对应的若当块为 $\mathbf{J}_i, \mathbf{J}_{i+1}, \dots, \mathbf{J}_{i+s-1}$ 共 s 个。那么对于 $i \leq k \leq i+s-1$, 由

$$\begin{aligned} m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}_k) &= (\mathbf{J}_k - \lambda_1 \cdot \mathbf{E}_{r_k \times r_k})^{m_1} \dots (\mathbf{J}_k - \lambda_L \cdot \mathbf{E}_{r_k \times r_k})^{m_L} \\ &= \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq l}}^L (\mathbf{J}_k - \lambda_j \cdot \mathbf{E}_{r_k \times r_k})^{m_j} \cdot (\mathbf{J}_k - \lambda_k \cdot \mathbf{E}_{r_k \times r_k})^{m_l} = 0. \end{aligned}$$

根据性质 1, 欲使等式成立, 因为等式右边的第一部分为可逆矩阵, 因此只有等式右边的第二部分为 0, 也就是 $(\mathbf{J}_k - \lambda_k \cdot \mathbf{E}_{r_k \times r_k})^{m_l} = 0$, 根据性质 3, 我们得到 $m_l \geq r_k, i \leq k \leq i+s-1$.

因此, 我们可以得到 $m_l \geq \max\{r_i, r_{i+1}, \dots, r_{i+s-1}\}, m_{\mathbf{J}}(\mathbf{J}_k) = 0$ 。再根据最小多项式的定义, 零化多项式的次数必须是最小的, 因此我们得到 $m_l = \max\{r_i, r_{i+1}, \dots, r_{i+s-1}\}$ 。

这也就是说, 假如我们知道若当标准型, 我们实际上是可以知道最小多项式的。但是, 在实际很多情形我们不知道若当标准型, 但我们仍然可以知道最小多项式。事实上, 由前面的讨论我们知道 m_l 也就是计算数列 $d_m = n - \text{rank}((\lambda_l \cdot \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m), m=1,2,\dots$, 的值, 当 d_m 不再增加时的 m 的值即为 m_l 的值, 即

$$d_1 < d_2 < \dots < d_m = d_{m+1} = \dots$$

因此我们得到利用特征矩阵的秩计算最小多项式的方法:

对于 \mathbf{A} 的特征值 λ_l , 计算 $d_m = n - \text{rank}((\lambda_l \cdot \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m), m=1,2,\dots$, 的值,

$$d_1 < d_2 < \dots < d_m = d_{m+1} = \dots$$

当 d_m 不再增加时的 m 的值即为最小多项式 $m_{\mathbf{A}}(\lambda) = (\lambda - \lambda_1)^{m_1} \dots (\lambda - \lambda_L)^{m_L}$ 中包含的因式

$(\lambda - \lambda_l)^{m_l}$ 的次数 m_l 。

因此我们给出了通过计算特征矩阵 $(\lambda_l \cdot \mathbf{E}_{n \times n} - \mathbf{A})^m, m=1,2,\dots$, 的秩可以确定矩阵若当标准型和最小多项式的。当然, 前提条件我们必需知道矩阵的所有不同特征根。

逐次满秩分解计算矩阵幂级数的秩

定义: 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$ 时, 使得 $\text{rank} \mathbf{A}^k = \text{rank} \mathbf{A}^{k+1}$ 成立的最小正整数 k 称为 \mathbf{A} 的指标。

当矩阵 \mathbf{A} 阶数较高时, 求 \mathbf{A} 的指标是不容易的。另外一方面, 当 \mathbf{A} 严重病态时, 求 \mathbf{A} 的高次幂会使得病态更为严重。因此可以考虑采取 Cline 给出的逐次满秩分解方法求取 \mathbf{A} 的指标。该方法每一步都作较小阶矩阵分解, 有限次后可以确定出矩阵的指标。

定理 设 $\mathbf{A} \in \mathbf{C}^{n \times n}$, 令 \mathbf{A} 的满秩分解为 $\mathbf{A} = \mathbf{G}_1 \mathbf{H}_1$, 而 $\mathbf{H}_i \mathbf{G}_i$ 的满秩分解为

$$\mathbf{H}_i \mathbf{G}_i = \mathbf{G}_{i+1} \mathbf{H}_{i+1} \quad (i=1,2,\dots)$$

则 \mathbf{A} 的指标为 k 的充要条件是 $\mathbf{H}_k \mathbf{G}_k$ 非奇异。

证明 可以推得 $\mathbf{A}^i = \mathbf{G}_1 \dots \mathbf{G}_i \mathbf{H}_i \dots \mathbf{H}_1$

$$\mathbf{A}^{i+1} = \mathbf{G}_1 \dots \mathbf{G}_i (\mathbf{H}_i \mathbf{G}_i) \mathbf{H}_i \dots \mathbf{H}_1$$

设 $\text{rank} \mathbf{G}_i = \text{rank} \mathbf{H}_i = r_i$. 利用 $\mathbf{G}_i^{(1)} \mathbf{G}_i = \mathbf{I}, \mathbf{H}_i \mathbf{H}_i^{(1)} = \mathbf{I} \quad (i=1, 2, \dots, k)$ 得

$$\text{rank} \mathbf{A}^i = r_i, \text{rank} \mathbf{A}^{i+1} = \text{rank}(\mathbf{H}_i \mathbf{G}_i)$$

从而 \mathbf{A} 的指标为 k 的充要条件为 $\mathbf{H}_k \mathbf{G}_k$ 非奇异。