§11. 行列のべき乗と差分方程式

輪講#6

2025-03-10

1階の連立定数係数同次線型差分方程式

連立方程式がある.

$$\begin{cases} x_{k+1}^{(1)} = a_{11}x_k^{(1)} + a_{12}x_k^{(2)} + \dots + a_{1n}x_k^{(n)} \\ x_{k+1}^{(2)} = a_{21}x_k^{(1)} + a_{22}x_k^{(2)} + \dots + a_{2n}x_k^{(n)} \\ \vdots \\ x_{k+1}^{(n)} = a_{n1}x_k^{(1)} + a_{n2}x_k^{(2)} + \dots + a_{nn}x_k^{(n)} \end{cases}$$

これは行列と数ベクトルによって簡単に書き表すことができる.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix}, \boldsymbol{x}_k = \begin{pmatrix} x_k^{(1)} \\ x_k^{(2)} \\ x_k^{(2)} \\ \vdots \\ x_k^{(n)} \end{pmatrix} \in \mathbb{C}^n$$

とすると, $x_{k+1}=Ax_k$.

1階の連立定数係数同次線型差分方程式

初期値を $x_0 \in \mathbb{C}$ とすると,

$$\boldsymbol{x}_k = A^k \boldsymbol{x}_0.$$

Motivation 一般の $A \in M_n(\mathbb{C})$ に対して A^k を計算したい!

- 1. Jordan 標準形を利用する方法.
 - $A = PJP^{-1}$ とすれば $A^k = PJ^kP^{-1}$ だから,Jordan 標準形のべき乗を計算.
- 2. 一般スペクトル分解を利用する方法.

行列のべき乗(Jordan 標準形の利用)

Jordan 標準形の存在定理より,任意の $A\in M_n(\mathbb{C})$ に対して正則行列 $P\in M_n(\mathbb{C})$ が存在して,

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} J(\lambda_1; m_1) & & \\ & \ddots & \\ & & J(\lambda_r; m_r) \end{pmatrix} =: J.$$

ブロック対角行列の性質により、

$$\begin{split} A^k &= PJ^kP^{-1} \\ &= P \begin{pmatrix} J(\lambda_1; m_1)^k & & \\ & \ddots & \\ & & J(\lambda_r; m_r)^k \end{pmatrix} P^{-1}. \end{split}$$

したがって,Jordan 細胞のべき乗 $J(\lambda; m)^k$ が計算できればよい.

N=J(0;m) はべき零行列であり, $J(\lambda;m)=\lambda I+N$ と書ける.

$$J(\lambda; m)^k = (\lambda I + N)^k$$
$$= \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} \lambda^{k-j} N^j$$

$$=\sum_{j=0}^k \begin{pmatrix} 0 & \cdots & 0 & \binom{k}{j} \lambda^{k-j} & & & & \\ & & \ddots & & & \binom{k}{j} \lambda^{k-j} & & \\ & & & \binom{k}{j} \lambda^{k-j} & & & \\ & & & 0 & & \\ & & & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & & \lambda^k \end{pmatrix} \right\} j = \begin{pmatrix} \lambda^k & \binom{k}{1} \lambda^{k-1} & \cdots & \binom{k}{n-1} \lambda^{k-n+1} \\ 0 & \lambda^k & \cdots & \binom{k}{1} \lambda^{k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda^k \end{pmatrix}.$$

行列のべき乗(一般スペクトル分解)

Jordan 分解 A = S + N の半単純部分をスペクトル分解する: $S = \sum_{l=0}^{r} \lambda_l P_l$.

$$A^k = (S+N)^k = \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} S^{k-j} N^j$$

半単純部分Sのべき乗は簡単に計算できる.

$$S^{k-j} = \sum_{l=0}^{r} \lambda_l^{k-j} P_l.$$

べき零部分 N はどうだろう?

$$N = A - \sum_{l} \lambda_{l} P_{l} = \sum_{l} (A - \lambda_{l} I) P_{l}$$

$$N^{j} = \sum_{l} \underbrace{(A - \lambda_{l} I)^{j}}_{\text{if } j > k_{l} \text{ then } O} P_{l}.$$

行列のべき乗(一般スペクトル分解)

まとめると,

$$A^k = \sum_{j=0}^k \sum_{l=0}^r \binom{k}{j} \lambda_l^{k-j} (A - \lambda_l I)^j P_l$$

行列のべき乗の計算例

$$A = \begin{pmatrix} 8 & 9 \\ -4 & -4 \end{pmatrix}$$

に対して A^k を求めてみよう.

Jordan 標準形による計算

- $\phi_A(x) = (x-2)^2$ であり, $A 2I \neq O$ より $\psi_A(x) = (x-2)^2$ となる.

- Jordan 標準形は $\binom{2}{0}$ だとわかったので,基底を計算する. $\operatorname{Ker}(A-2I)=\operatorname{Ker}\binom{6}{-4}$ $= \mathbb{C}\binom{3}{-2}$, $\operatorname{Ker}(A-2I)^2=\mathbb{C}^2$. したがって $\binom{3}{-2}$ と線型独立な $\binom{1}{0}$ をxとしてとると, $(A-2I)x=\binom{6}{-4}$ で,

$$(A-2I)((A-2I)x \ x) = ((A-2I)x \ x) \begin{pmatrix} 0 \ 1 \ 0 \ 0 \end{pmatrix}.$$

- ・以上より, $P = \begin{pmatrix} 6 & 1 \\ -4 & 0 \end{pmatrix}$ とすると $A = P \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} P^{-1}$.
 $A^k = \begin{pmatrix} 6 & 1 \\ -4 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2^k & k2^{k-1} \\ 0 & 2^k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{4} \\ 1 & \frac{3}{2} \end{pmatrix} = 2^k \begin{pmatrix} 3k+1 & \frac{9}{2}k \\ -2k & -3k+1 \end{pmatrix}$.

行列のべき乗の計算例

一般スペクトル分解による計算

- $\phi_A(x)=(x-2)^2$ であり, $A-2I\neq O$ より $\psi_A(x)=(x-2)^2$ となる.
- 射影の和は I なので,一般スペクトル分解は A = 2I + (A 2I) で与えられる.

$$A^k = (2I)^k + (2I)^{k-1}(A - 2I)$$

$$= \begin{pmatrix} 2^k & 0 \\ 0 & 2^k \end{pmatrix} + k \begin{pmatrix} 2^{k-1} & 0 \\ 0 & 2^{k-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 & 9 \\ -4 & -6 \end{pmatrix}$$

$$= 2^k \begin{pmatrix} 3k+1 & \frac{9}{2}k \\ -2k & -3k+1 \end{pmatrix}.$$

この場合はスペクトル分解が自明なので後者の方がラク.

同伴行列

定義: n 次正方行列

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \cdots & -a_2 & -a_1 \end{pmatrix}$$

を多項式 $F(x)=x^n+a_1x^{n-1}+\cdots+a_n\in\mathbb{C}[x]$ の同伴行列という.

Remark A^{T} が同伴行列として定義されることもある.

Remark

- $\bullet \ \phi_A(x) = F(x).$
 - 帰納法による.
- 各固有空間の次元は 1.
 - ullet $Ax=\lambda x$ とすると, $x_2=\lambda x_1,\cdots,x_n=\lambda x_{n-1},-a_nx_1-\cdots-a_1x_n=\lambda x_n.$
 - \rightarrow したがってx の自由度は1 しかない.
 - ・特に,A が対角化可能 $\Leftrightarrow \phi_A$ が相異なる一次式の積に分解される.
- e_1^\intercal に**右から** A を適用していくと,次のようになる.

$$e_1^\mathsf{T} \overset{\times A}{\longmapsto} e_2^\mathsf{T} \overset{\times A}{\longmapsto} \cdots \overset{\times A}{\longmapsto} e_n^\mathsf{T} \overset{\times A}{\longmapsto} (-a_n, \cdots, -a_1)$$

 $0 \le j < n$ に対して, $e_1^{\mathsf{T}} A^j = e_{j+1}^{\mathsf{T}}$ となっている.

定理: 多項式 $F(x) = x^n + a_1 x^{n-1} + \dots + a_n$ の同伴行列 A の最小多項式は F(x). つまり,固有多項式と最小多項式が一致するということ.

Proof: Cayley-Hamilton の定理より, $F(A)=\phi_A(A)=O$. n 次未満の多項式 $G(x)=b_1x^{n-1}+b_2x^{n-2}+\cdots+b_n$ に対して G(A)=O だったとすると,

$$\begin{aligned} b_1 A^{n-1} + b_2 A^{n-2} + \dots + b_n &= O \\ \Rightarrow b_1 e_1^\mathsf{T} A^{n-1} + b_2 e_1^\mathsf{T} A^{n-2} + \dots + b_n e_1^\mathsf{T} &= \mathbf{0} \\ \Rightarrow b_1 e_n^\mathsf{T} + b_2 e_{n-1}^\mathsf{T} + \dots + b_n e_1^\mathsf{T} &= \mathbf{0} \\ \Rightarrow b_1 &= b_2 = \dots = b_n = 0. \end{aligned}$$

したがって G(x)=0 となってしまうので,最小多項式は $F(x)=\phi_A(x)$. \square

n 階の定数係数同次線型差分方程式

定数 $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{C}$ によって次の漸化式:

$$x_{k+n} + a_1 x_{k+n-1} + \dots + a_n x_k = 0$$

が与えられる数列 $(x_k)_k$ に対して,

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ -a_n & -a_{n-1} & -a_{n-2} & \cdots & -a_2 & -a_1 \end{pmatrix}, \boldsymbol{x}_k = \begin{pmatrix} x_k \\ \vdots \\ x_{k+n-1} \end{pmatrix}$$

を用いることで次の表式を得る:

$$x_{k+1} = Ax_k.$$

同伴行列のべき乗を求めよう. $\phi_A(x) = \prod_i \left(x - \lambda_j\right)^{m_j}$ が最小多項式に一致すること から, λ_i の標数は m_i であり,A の Jordan 標準形は次のような形になっている.

$$\begin{pmatrix} J(\lambda_1;m_1) & & \\ & \ddots & \\ & & J(\lambda_r;m_r) \end{pmatrix}$$

したがって, x_k は $\binom{k}{i}\lambda_l^{k-j}$ for j,k の線型結合で書ける.

- **Example** $x_1=1, x_2=2, x_{k+2}-6x_{k+1}+9x_k=0$.

 $x_k={x_k\choose x_{k+1}}, A={0\choose 6}$ として $x_k=A^{k-1}{1\choose 2}$.

 $\phi_A(x)=\psi_A(x)=(x-3)^2$ より Jordan 標準形は ${3\choose 0}$.
 - $\binom{3}{0} \binom{1}{3}^{k-1} = \binom{3^{k-1}}{0} \binom{k3^{k-2}}{3^{k-1}}$ より $x_k = 3^{k-2}(3\alpha + \beta k)$ と書ける.
 - $x_1 = \frac{\alpha}{3} + \frac{\beta}{3} = 1, x_2 = 3\alpha + 2\beta = 2 \text{ β } 0 \ \alpha = -4, \beta = 7.$
 - $x_k = 3^{k-2}(7k-12)$.