

線形代数学の基礎（副読本）

（理・工・医・薬）

石田明男・大嶋康裕・古島幹雄

2020 年 8 月 26 日

はじめに

このノートは理工医薬系初年時の線形代数の講義内容を比較的紙面をとって解説したもので、事後学習や期末試験準備用に利用してほしい。誤植やミスもあるかも知れないので、その時は、ishida@kumamoto-nct.ac.jp, yohshima@ed.sojo-u.ac.jp, wagami@kumamoto-u.ac.jp までお知らせ頂きたい。また、内容に関する質問も受け付けますので気軽に質問してください。

目 次

1	ベクトル概説	4
1.1	n 次元列ベクトル	4
1.2	n 次元行ベクトル	6
1.3	転置ベクトル	7
1.4	ベクトルの内積	8
2	連立 1 次方程式系と行列	9
2.1	連立一次方程式系の行列表現	9
2.2	行列について	10
2.3	行列の相等, 和, スカラー積	11
2.4	転置行列	13
2.5	基本演習問題とその解答	14
2.6	行列の積の定義	16
2.7	正方行列	19

3	連立 1 次方程式系の解法と行列式	21
3.1	$ax = b$ の解について (中学の数学)	21
3.2	2 元連立一次方程式	22
3.3	2 次正方行列の逆行列	23
3.4	3 元連立 1 次方程式	26
3.5	3 次元行列式の定式化	30
4	正方行列の行列式 (読み流し可)	31
4.1	置換と符号	31
4.2	行列式の展開	40
4.3	行列式の計算公式	42
4.4	行列式の計算問題演習	43
4.5	クラメールの公式 (n 次元版)	45
4.6	正則行列, 逆行列, 随伴行列	46
5	連立 1 次方程式の解法	48
5.1	掃出し法	48
5.2	行列の基本変形	49
5.3	階段行列と行列の簡約化	52
5.4	連立 1 次方程式の拡大係数行列	54
5.5	一次独立性と一次従属性	59
6	ベクトル空間 (部分空間)	62
6.1	定義と例	62
6.2	基底と次元	63
6.3	演習問題と略解	67
7	線形写像 (一次写像)	71
7.1	線形写像の定義と性質	71
7.2	線形写像の核と像	71
7.3	$\text{Ker}(f)$, $\text{Im}(f)$ の基底と次元	72
8	固有値と固有ベクトル	74
8.1	行列の対角化 (イントロ)	74
8.2	行列の固有値と固有ベクトル	75
8.3	固有空間	79

9	正規直交基底	86
9.1	ベクトルの直交性の復習	86
9.2	直交行列	87
9.3	Gram-Schmidt の直交化のアルゴリズム	89
9.4	直交行列による対角化	92

1 ベクトル概説

1.1 n 次元列ベクトル

n 個の実数を縦に並べたもの

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

を n 次元列ベクトル (単に n 次元ベクトル) という. 各 $x_1, x_2, \dots$ を $\mathbf{x}$ の成分という. n 次元列ベクトル全体の集合を n 次元列ベクトル空間と呼び $\mathbb{R}^n$ で表す. 即ち,

$$\mathbb{R}^n = \left\{ \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} : x_1, x_2, \dots, x_n \text{ は実数} \right\}$$

定義 1.1. $\mathbb{R}^n$ の 2 つの列ベクトル $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ およびスカラー

(実数) λ に対し, その和およびスカラー積を次で定義する:

$$(1) \quad \mathbf{x} + \mathbf{y} = \begin{pmatrix} x_1 + y_1 \\ x_2 + y_2 \\ \vdots \\ x_n + y_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n \qquad (2) \quad \lambda \cdot \mathbf{x} = \begin{pmatrix} \lambda x_1 \\ \lambda x_2 \\ \vdots \\ \lambda x_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n.$$

定義 1.2. (1) (零ベクトル): 各成分がすべて 0 であるベクトル.

$$0 \cdot \mathbf{x} = \mathbf{0} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

(2) (単位基本ベクトル)

$$\mathbf{e}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{e}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \dots, \mathbf{e}_n = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 1 \end{pmatrix}$$

を n 次元 単位基本ベクトルという.

- (3) (**ベクトルの相等**): 2つのベクトルは対応する成分が等しいときに等しいという. 即ち,

$$\mathbf{x} = \mathbf{y} \stackrel{\text{iff}}{\iff} x_1 = y_1, \dots, x_i = y_i, \dots, x_n = y_n$$

と定義する. 特に, $\mathbf{x} = \mathbf{y} \stackrel{\text{iff}}{\iff} \mathbf{x} - \mathbf{y} = \mathbf{0}$.

命題 1.1. $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$, $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$ (列ベクトル) に対して,

- (1) $(\lambda \pm \mu)\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \pm \mu\mathbf{x}$.
- (2) $\lambda(\mathbf{x} \pm \mathbf{y}) = \lambda\mathbf{x} \pm \lambda\mathbf{y}$.
- (3) $\mathbf{x} + (\mathbf{y} + \mathbf{z}) = (\mathbf{x} + \mathbf{y}) + \mathbf{z} (= \mathbf{x} + \mathbf{y} + \mathbf{z})$
- (4) $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$, $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ に対し, $\lambda\mathbf{x} + \mu\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$

次のベクトル

例題 1.1. $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$ とおく. その時,

$$\mathbf{x} = x_1\mathbf{e}_1 + x_2\mathbf{e}_2 + \cdots + x_n\mathbf{e}_n$$

を得る. (右辺を成分表示すれば分かる)

定義 1.3. ベクトル $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \neq \mathbf{0}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \neq \mathbf{0}$ が平行であるとは,

$$\mathbf{x} = c\mathbf{y}$$

を満たす $c \neq 0$ が存在するときをいう. このとき, $\mathbf{x} \parallel \mathbf{y}$ と表す. $\mathbf{x}$ と $\mathbf{y}$ が平行でないとき $\mathbf{x} \nparallel \mathbf{y}$ と表す.

命題 1.2. $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ と $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ が平行でないとき, a, b を未知数とする (一次) 方程式 $a\mathbf{x} + b\mathbf{y} = \mathbf{0}$ の解は $a = b = 0$ に限る.

証明. (背理法で示す) $a = b = 0$ でないと仮定する. そのとき, $a \neq 0$ 又は $b \neq 0$ である. 今, $a \neq 0$ とすると, $b \neq 0$ である. 何故なら, $b = 0$ とすれば, $a\mathbf{x} = \mathbf{0}$ を得る. しかし, $a \neq 0$, $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ より $a\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ なので矛盾. こうして $a \neq 0$ ならば $b \neq 0$ が従う. $\therefore \mathbf{x} = -\frac{b}{a}\mathbf{y}$ かつ $c = -\frac{b}{a} \neq 0$. 故に $\mathbf{x} \parallel \mathbf{y}$ となる. これは $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ と $\mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ が平行でないという仮定に反する. 以上の考察により $a = b = 0$ を得る. $\square$

注意 1.1. ベクトルの平行性を一般化したものがベクトルの一次従属性である（後述）.

1.2 n 次元行ベクトル

n 個の実数を横に並べたもの

$$\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix}$$

を n 次元行ベクトルという. n 次元行ベクトル全体の集合を n 次元行ベクトル空間とよび $\tilde{\mathbb{R}}^n$ で表す. 即ち,

$$\tilde{\mathbb{R}}^n = \left\{ \tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix} : x_1, x_2, \dots, x_n \text{ は実数} \right\}$$

定義 1.4. $\tilde{\mathbb{R}}^n$ の2つのベクトル $\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix}$, $\tilde{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} y_1 & y_2 & \cdots & y_n \end{pmatrix}$ およびスカラー（実数） λ に対し, 列ベクトルのときと同様に, その和およびスカラー積を次で定義する:

$$(1) \quad \tilde{\mathbf{x}} + \tilde{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} x_1 + y_1 & x_2 + y_2 & \cdots & x_n + y_n \end{pmatrix} \in \tilde{\mathbb{R}}^n$$

$$(2) \quad \lambda \cdot \tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \lambda x_1 & \lambda x_2 & \cdots & \lambda x_n \end{pmatrix} \in \tilde{\mathbb{R}}^n.$$

定義 1.5. (1) (零ベクトル)

$$\tilde{\mathbf{0}} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \in \tilde{\mathbb{R}}^n$$

(2) (単位基本ベクトル)

$$\tilde{\mathbf{e}}_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

$$\tilde{\mathbf{e}}_2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

$$\vdots$$

$$\tilde{\mathbf{e}}_n = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix}$$

を n 次元単位基本行ベクトルという.

(3) (ベクトルの相等)

$$\tilde{\mathbf{x}} = \tilde{\mathbf{y}} \iff x_1 = y_1, \dots, x_i = y_i, \dots, x_n = y_n$$

と定義する.

注意 1.2 (命題 1 に対応). $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$, $\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{\mathbf{y}}, \tilde{\mathbf{z}} \in \tilde{\mathbb{R}}^n$ (行ベクトル) に対して,

- (1) $(\lambda \pm \mu)\tilde{\mathbf{x}} = \lambda\tilde{\mathbf{x}} \pm \mu\tilde{\mathbf{x}}$.
- (2) $\lambda(\tilde{\mathbf{x}} \pm \tilde{\mathbf{y}}) = \lambda\tilde{\mathbf{x}} \pm \lambda\tilde{\mathbf{y}}$.
- (3) $\mathbf{x} + (\tilde{\mathbf{y}} + \tilde{\mathbf{z}}) = (\tilde{\mathbf{x}} + \tilde{\mathbf{y}}) + \tilde{\mathbf{z}} (= \tilde{\mathbf{x}} + \tilde{\mathbf{y}} + \tilde{\mathbf{z}})$
- (4) $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$, $\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{\mathbf{y}} \in \mathbb{R}^n$ に対し, $\lambda\tilde{\mathbf{x}} + \mu\tilde{\mathbf{y}} \in \mathbb{R}^n$

例題 1.2. $\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \end{pmatrix}$ とおく. そのとき,

$$\tilde{\mathbf{x}} = x_1\tilde{\mathbf{e}}_1 + x_2\tilde{\mathbf{e}}_2 + \dots + x_n\tilde{\mathbf{e}}_n$$

を得る. (右辺を成分表示すれば分かる.)

定義 1.6. ベクトル $\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \end{pmatrix} \neq \mathbf{0}$, $\tilde{\mathbf{y}} = \begin{pmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_n \end{pmatrix} \neq \mathbf{0}$ が平行であるとは,

$$\tilde{\mathbf{x}} = c\tilde{\mathbf{y}}$$

を満たす $c \neq 0$ が存在するときをいう. このとき, $\tilde{\mathbf{x}} \parallel \tilde{\mathbf{y}}$ と表す. $\tilde{\mathbf{x}}$ と $\tilde{\mathbf{y}}$ が平行でないとき $\tilde{\mathbf{x}} \nparallel \tilde{\mathbf{y}}$ と表す.

例題 1.3 (命題 2 に対応). $\tilde{\mathbf{x}} \neq \mathbf{0}$ と $\tilde{\mathbf{y}} \neq \mathbf{0}$ が平行でないとき, a, b を未知数とする (一次) 方程式 $a\tilde{\mathbf{x}} + b\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{0}$ の解は $a = b = 0$ に限る.

証明. 証明略

1.3 転置ベクトル

定義 1.7 (行の転置は列, 列の転置は行). (1) $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ が列ベクトルのとき ${}^t\mathbf{x}$ は行ベクトルとなる:

$$\mathbb{R}^n \ni \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \implies {}^t\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \end{pmatrix} \in \tilde{\mathbb{R}}^n$$

(2) $\tilde{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^n$ が行ベクトルのとき ${}^t\tilde{\mathbf{x}}$ は列ベクトルになる:

$$\tilde{\mathbb{R}}^n \ni \tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \end{pmatrix} \implies {}^t\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

例題 1.4. ${}^t({}^t\mathbf{x}) = \mathbf{x}$, ${}^t({}^t\tilde{\mathbf{x}}) = \tilde{\mathbf{x}}$

証明. $\mathbf{x}$ が列ベクトルのとき.

$${}^t({}^t\mathbf{x}) = {}^t\left({}^t\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}\right) = {}^t\begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \mathbf{x}$$

行ベクトル $\tilde{\mathbf{x}}$ のときも同様. □

例.

$${}^t\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \end{pmatrix}, \quad {}^t\begin{pmatrix} 3 & 2 & 5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \\ 5 \end{pmatrix}$$

1.4 ベクトルの内積

定義 1.8. n 次元列ベクトル $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$ の内積 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ を

$$\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = {}^t\mathbf{x} \cdot \mathbf{y} \stackrel{\text{def}}{=} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \stackrel{\text{def}}{=} x_1y_1 + x_2y_2 + \cdots + x_ny_n$$

で定義する.

注意 1.3. ベクトルの内積とは行ベクトルと列ベクトルの (上記の意味の) 積で定義されるスカラー量である. 内積は後述する行列の積の特別な場合である.

例題 1.5. 列ベクトル $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$ に対し

$$(i) \quad \|\mathbf{x}\|^2 = \langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle = {}^t\mathbf{x} \cdot \mathbf{x} = x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2 \geq 0.$$

$$\therefore \quad \|\mathbf{x}\| = \sqrt{\langle \mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle} = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \cdots + x_n^2}$$

$\|\mathbf{x}\|$ をベクトル $\mathbf{x}$ の大きさ (ノルム) という. 特に,

$$\|\mathbf{x}\| = 0 \stackrel{\text{iff}}{\iff} \mathbf{x} = \mathbf{0}$$

(ii)

$$\begin{aligned}\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle &= \langle \mathbf{y}, \mathbf{x} \rangle \\ \langle \mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle &= \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle + \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle \\ \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} + \mathbf{z} \rangle &= \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle + \langle \mathbf{x}, \mathbf{z} \rangle \\ \|\mathbf{x} + \mathbf{y}\|^2 &= \|\mathbf{x}\|^2 + 2\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle + \|\mathbf{y}\|^2\end{aligned}$$

(iii)

$$\begin{aligned}\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle &= \left\| \frac{\mathbf{x} + \mathbf{y}}{2} \right\|^2 - \left\| \frac{\mathbf{x} - \mathbf{y}}{2} \right\|^2 \\ \|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2 &= 2 \left(\left\| \frac{\mathbf{x} + \mathbf{y}}{2} \right\|^2 + \left\| \frac{\mathbf{x} - \mathbf{y}}{2} \right\|^2 \right) \quad (\text{中線定理})\end{aligned}$$

2 連立1次方程式系と行列

2.1 連立一次方程式系の行列表現

線形代数とは一言でいえば $x_1, x_2, \dots, x_n$ を未知数とする m 個の連立一次方程式の系

$$(2.1.1) \quad \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases}$$

の解法や解についての性質などを調べる学問である。これらを統一的に扱うために行列や行列式の概念が必要になる。そこで、

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

とにおいて、連立一次方程式 (2.1.1) を

$$(2.1.2) \quad A\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

とかく．ここで， A を**係数行列**， x を**未知数ベクトル**といい，(2.1.2)を連立一次方程式系(2.1.1)の（形式的）行列表現という．

2.2 行列について

mn 個の数（実数または複素数） a_{ij} ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$) を次のように並べた

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

を (m, n) **行列** という．ここで m は行（横の列）の数を， n は列（縦の列）の数を表している．特に， $m = n$ のとき，即ち， (n, n) 行列を n 次**正方行列** という．

行列 A の行ベクトル，列ベクトル

- $\tilde{\mathbf{a}}_1 = (a_{11} \ a_{12} \ \cdots \ a_{1j} \ \cdots \ a_{1n}) : 1 \text{ 行ベクトル.}$
- $\tilde{\mathbf{a}}_2 = (a_{21} \ a_{22} \ \cdots \ a_{2j} \ \cdots \ a_{2n}) : 2 \text{ 行ベクトル.}$
- $\tilde{\mathbf{a}}_i = (a_{i1} \ a_{i2} \ \cdots \ a_{ij} \ \cdots \ a_{in}) : i \text{ 行ベクトル.}$
- $\tilde{\mathbf{a}}_m = (a_{m1} \ a_{m2} \ \cdots \ a_{mj} \ \cdots \ a_{mn}) : m \text{ 行ベクトル.}$

$$\bullet \ \mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{i1} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{pmatrix} : 1 \text{ 列ベクトル.} \qquad \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ \vdots \\ a_{i2} \\ \vdots \\ a_{m2} \end{pmatrix} : 2 \text{ 列ベクトル.}$$

$$\bullet \ \mathbf{a}_j = \begin{pmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{ij} \\ \vdots \\ a_{mj} \end{pmatrix} : j \text{ 列ベクトル.} \qquad \mathbf{a}_n = \begin{pmatrix} a_{1n} \\ a_{2n} \\ \vdots \\ a_{in} \\ \vdots \\ a_{mn} \end{pmatrix} : n \text{ 列ベクトル.}$$

とおく.

注意 2.1. ▶ a_{ij} を行列 A の (i, j) 成分 (i 行 j 列成分) という.

▶ 行列 A の (i, j) 成分を $(A)_{ij}$ と表す. こうして, $(A)_{ij} = a_{ij}$.

▶ 上から順に 1 行, 2 行, ..., m 行といい, 左から順に 1 列, 2 列, ..., n 列という.
 (i, j) 成分 a_{ij} は上から i 番目, 左から j 番目にある成分)

注意 2.2. n 次元列ベクトルは $(n, 1)$ 行列と見なすことができ, m 次元行ベクトルは $(1, m)$ 行列と見なすことができる. こうしてベクトルは行列の特別な場合とみなすことができる.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_j & \cdots & a_n \end{pmatrix}$$

をそれぞれ行列 A の行ベクトル表示および列ベクトル表示という. ここで, $a_i, \tilde{a}_j$ は 2.2 で定義したベクトルである

2.3 行列の相等, 和, スカラー積

定義 2.1. (1) 二つの行列 A, B に対し $A = B$ とは

▶ A の行の数 = B の行の数かつ A の列の数 = B の列の数 (このとき, A と B はサイズ (または型) が等しいという.)

▶ 各 (i, j) に対し $(A)_{ij} = (B)_{ij}$ ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$)

のときをいう.

(2) サイズ (型) が等しい行列 A, B および (i, j) ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n$) に対し, その和については

$$(A + B)_{ij} = (A)_{ij} + (B)_{ij}$$

スカラー積については

$$(\lambda \cdot A)_{ij} = \lambda \cdot (A)_{ij}$$

と定義する.

注意 2.3. (1) $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = (a_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}}$

と書くこともある.

(2)

$$\begin{aligned} & \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1j} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2j} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{i1} & b_{i2} & \cdots & b_{ij} & \cdots & b_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{mj} & \cdots & b_{mn} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a_{11} + b_{11} & a_{12} + b_{12} & \cdots & a_{1j} + b_{1j} & \cdots & a_{1n} + b_{1n} \\ a_{21} + b_{21} & a_{22} + b_{22} & \cdots & a_{2j} + b_{2j} & \cdots & a_{2n} + b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} + b_{i1} & a_{i2} + b_{i2} & \cdots & a_{ij} + b_{ij} & \cdots & a_{in} + b_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} + b_{m1} & a_{m2} + b_{m2} & \cdots & a_{mj} + b_{mj} & \cdots & a_{mn} + b_{mn} \end{pmatrix} \\ & \quad \Updownarrow \\ & (A + B)_{ij} = (A)_{ij} + (B)_{ij} \iff (a_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} + (b_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} = (a_{ij} + b_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \end{aligned}$$

(3)

$$\begin{aligned} & \lambda \cdot \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda a_{11} & \lambda a_{12} & \cdots & \lambda a_{1j} & \cdots & \lambda a_{1n} \\ \lambda a_{21} & \lambda a_{22} & \cdots & \lambda a_{2j} & \cdots & \lambda a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda a_{i1} & \lambda a_{i2} & \cdots & \lambda a_{ij} & \cdots & \lambda a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \lambda a_{m1} & \lambda a_{m2} & \cdots & \lambda a_{mj} & \cdots & \lambda a_{mn} \end{pmatrix} \\ & \quad \Updownarrow \\ & (\lambda \cdot A)_{ij} = \lambda \cdot (A)_{ij} \iff \lambda (a_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} = (\lambda a_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} \end{aligned}$$

2.4 転置行列

(m, n) 行列 A の転置行列 tA とは A の行と列を入れ替えた行列. 即ち,

(1) A が (m, n) 行列ならば tA は (n, m) 行列である.

- ▶ tA の 1 行ベクトルの転置ベクトル = A の 1 列ベクトル
- ▶ tA の 2 行ベクトルの転置ベクトル = A の 2 列ベクトル
- ▶ tA の k 行ベクトルの転置ベクトル = A の k 列ベクトル

(2) 成分については tA の (i, j) 成分は A の (j, i) 成分である.

$$({}^tA)_{ij} = (A)_{ji} = a_{ji} \quad (1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n)$$

(3) tA を成分表示すれば

$${}^tA = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \cdots & a_{i1} & \cdots & a_{m1} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{i2} & \cdots & a_{m2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{1j} & a_{2j} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{mj} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{1n} & a_{2n} & \cdots & a_{in} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$$

(4) ベクトル表示すれば

$${}^tA = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \tilde{\mathbf{a}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {}^t\tilde{\mathbf{a}}_1 & {}^t\tilde{\mathbf{a}}_2 & \cdots & {}^t\tilde{\mathbf{a}}_i & \cdots & {}^t\tilde{\mathbf{a}}_m \end{pmatrix}$$

$${}^tA = {}^t \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_j & \cdots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} {}^t\mathbf{a}_1 \\ {}^t\mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ {}^t\mathbf{a}_j \\ \vdots \\ {}^t\mathbf{a}_n \end{pmatrix}$$

例題 2.1. ${}^t(A+B) = {}^tA + {}^tB$ を示せ.

証明. 各 (i, j) に対して左辺の (i, j) 成分と右辺の (i, j) 成分が等しいことを示せばよい (定義 2.1 を見よ)

$${}^t(A+B)_{ij} = (A+B)_{ji} = (A)_{ji} + (B)_{ji} = {}^t(A)_{ij} + {}^t(B)_{ij} = ({}^tA + {}^tB)_{ij}$$

2.5 基本演習問題とその解答

演習問題 2.1.

$$(1) \quad (i) \quad {}^t \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix} \quad (ii) \quad {}^t \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \end{pmatrix}$$

(2) 次のベクトルの内積を求めよ.

$$\left\langle \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} \right\rangle = {}^t \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b & c \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} p \\ q \\ r \end{pmatrix} = ap + bq + cr$$

(3)

$$2 \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \\ -1 & -2 & -3 \end{pmatrix} + 3 \begin{pmatrix} -1 & -2 & -3 \\ 1 & 3 & 2 \\ 6 & 3 & 9 \\ 1 & 5 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 6 \\ 8 & 10 & 12 \\ 14 & 16 & 18 \\ -2 & -4 & -6 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -3 & -6 & -9 \\ 3 & 9 & 6 \\ 18 & 9 & 27 \\ 3 & 15 & 9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -3 \\ 11 & 19 & 18 \\ 32 & 25 & 45 \\ 1 & 11 & 3 \end{pmatrix}$$

(4) 連立一次方程式の行列表示

$$\begin{cases} x + y = 1 \\ y + z = 2 \\ x + z = 3 \end{cases} \iff \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}$$

(5) ベクトル $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \mathbf{y} \neq \mathbf{0}$ に対し, シュワルツの不等式

$$|\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle| \leq \|\mathbf{x}\| \cdot \|\mathbf{y}\|$$

が成立する.

証明. 実数 t に対し,

$$0 \leq \|t\mathbf{x} + \mathbf{y}\|^2 = \|\mathbf{x}\|^2 t^2 + 2\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle t + \|\mathbf{y}\|^2.$$

即ち, 全ての实数 t に対し

$$\|\mathbf{x}\|^2 t^2 + 2\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle t + \|\mathbf{y}\|^2 \geq 0 \quad (\text{絶対不等式})$$

が成り立つ. こうして判別式 $D = \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^2 - \|\mathbf{x}\|^2 \cdot \|\mathbf{y}\|^2 \leq 0$ でなければならない.

$$\therefore \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^2 \leq \|\mathbf{x}\|^2 \cdot \|\mathbf{y}\|^2$$

両辺の平方根をとってシュワルツの不等式を得る. □

(6) X, Y を未知行列とする連立一次方程式

$$\begin{cases} 2X + 3Y = A & \cdots \quad (6.1) \\ 3X + 4Y = B & \cdots \quad (6.2) \end{cases}$$

を解く. $(6.2) \times 3 - (6.1) \times 4$ より, $\underline{X = -4A + 3B}$. $(6.1) \times 3 - (6.2) \times 2$ より, $\underline{Y = 3A - 2B}$.

(7)

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} + 2 \begin{pmatrix} x & y \\ z & u \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 5 & 1 \end{pmatrix}$$

を解け.

$$2 \begin{pmatrix} x & y \\ z & u \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 & 2 \\ 5 & 1 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -3 & 1 \\ 2 & -3 \end{pmatrix}$$

$$\therefore \begin{pmatrix} x & y \\ z & u \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{3}{2} & \frac{1}{2} \\ 1 & -\frac{3}{2} \end{pmatrix}$$

(8) $\mathbf{a} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$, $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$ とする. 内積 $\langle \mathbf{a}, \mathbf{x} \rangle = 0$ となるベクトル $\mathbf{x}$ を求めよ.

実際, $\langle \mathbf{a}, \mathbf{x} \rangle = \left\langle \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \right\rangle = 0. \therefore 2x + y = 0$. よって, $x = c$ とすれば

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c \\ -2c \end{pmatrix} = c \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

2.6 行列の積の定義

定義 2.2. 二つの行列 A, B の積 $A \cdot B$ は「 A の列の数」=「 B の行の数」のときに定義される。そこで、 A を (m, n) 行列とすれば B は (n, ℓ) 行列でなければならず、結果、積 AB は (m, ℓ) 行列である。標語的には $(m, n) \times (n, \ell) = (m, \ell)$ と覚えておこう。

注意 2.4. もし、積 $B \cdot A$ が定義されるとすれば、「 B の列の数」=「 A の行の数」である（前者の列の数=後者の行の数）。よって、 $A \cdot B$ も $B \cdot A$ も定義できるとすれば、 A を (m, n) 行列とするなら B は (n, m) 行列でなければならない。従って、 $A^t \cdot A$ および ${}^tA \cdot A$ はどちらも定義可能である。しかし、一般には、 $A^t \cdot A$ は m 次正方行列であり、 ${}^tA \cdot A$ は n 次正方行列である。特に、 n 次正方行列 A に対し、 $A \cdot {}^tA$, ${}^tA \cdot A$ は両方 n 次正方行列である。

そこで、

$$\begin{aligned}
 A &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \color{red}{a_{i1}} & \color{red}{a_{i2}} & \cdots & \color{red}{a_{ij}} & \cdots & \color{red}{a_{in}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mj} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \color{red}{\tilde{a}_i} \\ \vdots \\ \tilde{a}_m \end{pmatrix} \\
 \tilde{a}_1 &= (a_{11} \ a_{12} \ \cdots \ a_{1j} \ \cdots \ a_{1n}) \\
 \color{red}{\tilde{a}_i} &= (\color{red}{a_{i1}} \ \color{red}{a_{i2}} \ \cdots \ \color{red}{a_{ij}} \ \cdots \ \color{red}{a_{in}}) \\
 \tilde{a}_m &= (a_{m1} \ a_{m2} \ \cdots \ a_{mj} \ \cdots \ a_{mn}) \\
 B &= \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & \color{blue}{b_{1j}} & \cdots & b_{1\ell} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & \color{blue}{b_{2j}} & \cdots & b_{2\ell} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{i1} & b_{i2} & \cdots & \color{blue}{b_{ij}} & \cdots & b_{i\ell} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & \color{blue}{b_{mj}} & \cdots & b_{n\ell} \end{pmatrix} = (b_1 \ b_2 \ \cdots \ \color{blue}{b_j} \ \cdots \ b_\ell) \\
 b_1 &= \begin{pmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ \vdots \\ b_{i1} \\ \vdots \\ b_{n1} \end{pmatrix} & b_j &= \begin{pmatrix} b_{1j} \\ b_{2j} \\ \vdots \\ b_{ij} \\ \vdots \\ b_{nj} \end{pmatrix} & b_\ell &= \begin{pmatrix} b_{1\ell} \\ b_{2\ell} \\ \vdots \\ b_{i\ell} \\ \vdots \\ b_{n\ell} \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

とおく.

このとき, $A \cdot B$ の (i, j) 成分 $(A \cdot B)_{ij}$ を A の i 行ベクトルと B の j 列ベクトルの内積として次のように定義する. 即ち,

$$(A \cdot B)_{ij} = \tilde{\mathbf{a}}_i \cdot \mathbf{b}_j = \begin{pmatrix} a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ik} & \dots & a_{in} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} b_{1j} \\ b_{2j} \\ \vdots \\ b_{kj} \\ \vdots \\ b_{nj} \end{pmatrix} = \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj}$$

こうして,

$$\begin{aligned} A \cdot B &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{a}_{i1} & \mathbf{a}_{i2} & \dots & \mathbf{a}_{ij} & \dots & \mathbf{a}_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mj} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & \mathbf{b}_{1j} & \dots & b_{1\ell} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & \mathbf{b}_{2j} & \dots & b_{2\ell} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{i1} & b_{i2} & \dots & \mathbf{b}_{ij} & \dots & b_{i\ell} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & \mathbf{b}_{mj} & \dots & b_{n\ell} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \tilde{\mathbf{a}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_m \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 & \mathbf{b}_2 & \dots & \mathbf{b}_j & \dots & \mathbf{b}_\ell \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \cdot \mathbf{b}_1 & \tilde{\mathbf{a}}_1 \cdot \mathbf{b}_2 & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_1 \cdot \mathbf{b}_j & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_1 \cdot \mathbf{b}_\ell \\ \tilde{\mathbf{a}}_2 \cdot \mathbf{b}_1 & \tilde{\mathbf{a}}_2 \cdot \mathbf{b}_2 & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_2 \cdot \mathbf{b}_j & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_2 \cdot \mathbf{b}_\ell \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \cdot \mathbf{b}_1 & \tilde{\mathbf{a}}_i \cdot \mathbf{b}_2 & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_i \cdot \mathbf{b}_j & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_i \cdot \mathbf{b}_\ell \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_m \cdot \mathbf{b}_1 & \tilde{\mathbf{a}}_m \cdot \mathbf{b}_2 & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_m \cdot \mathbf{b}_j & \dots & \tilde{\mathbf{a}}_m \cdot \mathbf{b}_\ell \end{pmatrix} : (m, \ell) \text{ 行列} \end{aligned}$$

注意 2.5 (まとめ). (1) (m, n) 行列と (n, ℓ) 行列の積は (m, ℓ) 行列である.

(2) A の i 行ベクトルと B の j 列ベクトルの内積が $A \cdot B$ の (i, j) 成分である.

(3) A を (m, n) 行列 B を (n, m) 行列とすれば積 $A \cdot B$ および $B \cdot A$ は定義できる. このとき, $A \cdot B$ は (m, m) 行列 (m 次正方行列という) であり $B \cdot A$ は

(n, n) 行列 (n 次正方行列) である. $m \neq n$ ならば $A \cdot B \neq B \cdot A$ (行列のサイズが違う). 例え, $m = n$ であっても一般には $A \cdot B \neq B \cdot A$ である.

例.

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

例題 2.2. 次の行列の積を計算せよ.

(1)

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 3 \\ 1 & 0 & 1 \\ 4 & 3 & 9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 4 & -2 & 1 \\ 7 & 1 & 1 \\ 4 & 3 & -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4+7+12 & -2+1+9 & 1+1-6 \\ 4+0+4 & -2+0+3 & 1+0-2 \\ 16+21+36 & -8+3+27 & 4+3-18 \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} 23 & 8 & -4 \\ 8 & 1 & -1 \\ 73 & 22 & -11 \end{pmatrix}$$

(2)

$$\begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ -2 & 3 & 1 \\ 2 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & -1 & 3 \\ -2 & 2 & 4 \\ 1 & 1 & -5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1+2+1 & -1-2+1 & 3-4-5 \\ -2-6+1 & 2+6+1 & -6+12-5 \\ 2-2+1 & -2+2+1 & 6+4-5 \\ 1-6+5 & -1+6+5 & 3+12-25 \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} 4 & -2 & -6 \\ -7 & 9 & 1 \\ 1 & 1 & 5 \\ 0 & 10 & -10 \end{pmatrix}$$

$$(3) \quad \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ -3 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix} = 2+3+4+3=12$$

$$(4) \quad \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -5 \\ 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 & -2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 3 & 1 & -2 \\ -2 & -3 & -1 & 2 \\ -10 & -15 & -5 & 10 \\ 4 & 6 & 2 & -4 \end{pmatrix}$$

特に, $\tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} p & q & r & s \end{pmatrix}$ とおく. そのとき,

$$\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} p & q & r & s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} \cdot \tilde{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} a \cdot \tilde{\mathbf{x}} \\ b \cdot \tilde{\mathbf{x}} \\ c \cdot \tilde{\mathbf{x}} \\ d \cdot \tilde{\mathbf{x}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ap & aq & ar & as \\ bp & bq & br & bs \\ cp & cq & cr & cs \\ dp & dq & dr & ds \end{pmatrix}$$

注意 2.6. $\mathbf{x}$ を n 次元列ベクトル, $\tilde{\mathbf{y}}$ を m 次元行ベクトルとする. このとき, $\mathbf{x} \cdot \tilde{\mathbf{y}}$ は (m, n) 行列である. 又, ${}^t\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}$ (内積) はスカラーであり, $\mathbf{x} \cdot {}^t\mathbf{x}$ は n 次正方行列である. こうして, $n \geq 2$ ならば ${}^t\mathbf{x} \cdot \mathbf{x} \neq \mathbf{x} \cdot {}^t\mathbf{x}$ である.

$$(5) \quad \begin{pmatrix} a & 0 \\ b & a \end{pmatrix}^2 = \begin{pmatrix} a^2 & 0 \\ 2ab & a^2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} a & 0 \\ b & a \end{pmatrix}^3 = \begin{pmatrix} a^3 & 0 \\ 3a^2b & a^3 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} a & 0 \\ b & a \end{pmatrix}^n = \begin{pmatrix} a^n & 0 \\ na^{n-1}b & a^n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ b & a & 0 \\ c & b & a \end{pmatrix}^2 = \begin{pmatrix} a^2 & 0 & 0 \\ 2ab & a^2 & 0 \\ b^2 + 2ac & 2ab & a^2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ b & a & 0 \\ c & b & a \end{pmatrix}^3 = \begin{pmatrix} a^3 & 0 & 0 \\ 3a^2b & a^3 & 0 \\ 3ab^2 + 3a^2c & 3a^2b & a^3 \end{pmatrix}$$

(問) $\begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ b & a & 0 \\ c & b & a \end{pmatrix}^n = \begin{pmatrix} a^n & 0 & 0 \\ x_n & a^n & 0 \\ y_n & x_n & a^n \end{pmatrix}$ において x_n, y_n を求めよ.

2.7 正方行列

ここでは n 次正方行列を扱う.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} & \dots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nj} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix}$$

特別な正方行列 (0 および 1 に対応する行列) として

$$O_n = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \widetilde{\mathbf{0}} \\ \widetilde{\mathbf{0}} \\ \vdots \\ \widetilde{\mathbf{0}} \\ \vdots \\ \widetilde{\mathbf{0}} \end{pmatrix} : \text{ゼロ (零) 行列}$$

$$E_n = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \dots & \mathbf{e}_j & \dots & \mathbf{e}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \widetilde{\mathbf{e}}_1 \\ \widetilde{\mathbf{e}}_2 \\ \vdots \\ \widetilde{\mathbf{e}}_i \\ \vdots \\ \widetilde{\mathbf{e}}_m \end{pmatrix} : \text{単位行列}$$

注意 2.7. 正方行列 $A, B, C, \dots$ に対しては積 $AB, BA, ABC, A^n, \dots$ などが定義できる.

定義 2.3. n 次正方行列 A に対し

$$A^n = A \cdot (A^{n-1}) \quad (n \geq 2)$$

と帰納的に定義する.

例題 2.3.

$$\begin{pmatrix} a & 0 \\ b & a \end{pmatrix}^n = \begin{pmatrix} a^n & 0 \\ na^{n-1}b & a^n \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} a & 0 \\ c & b \end{pmatrix}^n = \begin{pmatrix} a^n & 0 \\ x_n & b^n \end{pmatrix}$$

但し, $x_n = c \frac{b^n - a^n}{b - a}$ 特に, $b = a$ なら $x_n = \lim_{b \rightarrow a} \frac{b^n - a^n}{b - a} = na^{n-1}$ と解釈.

定義 2.4. 正方行列 A に対し,

$$AX = XA = E = E_n$$

を満たす正方行列 X が存在するとき X を A の**逆行列**とよび, $X := A^{-1}$ で表す. こうして,

$$A \cdot A^{-1} = A^{-1} \cdot A = E$$

注意 2.8. 逆行列は対象とする行列が正方行列でなければ意味がない.

注意 2.9. n 次正方行列 A に対し, その逆行列は必ずしも存在しない.

例題 2.4. $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$ に対し, $AX = XA = E$ となる 2 次正方行列 $X = \begin{pmatrix} x & y \\ u & v \end{pmatrix}$ は存在しない.

実際,

$$AX = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x & y \\ u & v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x & y \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \neq \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = E$$

こうして, $AX = E$ となる 2 次行列 X は存在しない. しかし, $A = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$ に対して, $X = \begin{pmatrix} 2 & -3 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$ と於けば,

$$AX = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 2 & -3 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = E$$

となり, X は A の逆行列である.

逆行列の存在は $AX = E$ の表す連立一次方程式系の一意解 (唯一つの解) の存在そのものであり, この観点から次節で議論したい.

3 連立 1 次方程式系の解法と行列式

3.1 $ax = b$ の解について (中学の数学)

(1) $a \neq 0$ の時は, 解は $x = \frac{b}{a} (= a^{-1} \cdot b)$ (a^{-1} を a の逆数という) 「一意解または唯一つの解」

(2) $a = 0$ の時は以下の 2 つの場合がある.

(i) $b = 0$ ならば, $0x = 0$ なので, x は何でも良い (全ての実数) 「不定解または解は不確定」

(ii) $b \neq 0$ ならば, $0x = b \neq 0$ となり, 方程式として解くことは不可能である 「不能解」

$$ax = b \text{ の解: } \begin{cases} (1) & a \neq 0 \implies x = \frac{b}{a} = a^{-1} \cdot b \text{ (一意解)} \\ (2) & a = 0 \implies \begin{cases} (i) & b = 0 \longrightarrow \text{不定解} \\ (ii) & b \neq 0 \longrightarrow \text{不能解} \end{cases} \end{cases}$$

例題 3.1. (1) $2x = 1$ の解を求めよ (一意解: $x = \frac{1}{2}$).

(2) $0x = 0$ の解を求めよ (不定解: x は全ての実数).

(3) $0x = 1$ の解を求めよ (不能解: 解がない).

3.2 2元連立一次方程式

$$(\spadesuit) \quad \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 = b_1 & \cdots (3.2.1) \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 = b_2 & \cdots (3.2.2) \end{cases} \quad \xLeftrightarrow{\text{行列表示}} \quad \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$

そこで,

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \quad \mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \end{pmatrix}$$

とおくと,

$$(\spadesuit) \quad A\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad \xLeftrightarrow{\text{ベクトル表示}} \quad x_1\mathbf{a}_1 + x_2\mathbf{a}_2 = \mathbf{b}$$

と表される. これは前節 3.1 の一次方程式 $ax = b$ の 2次元ヴァージョンである. 連立一次方程式 $(\spadesuit)$ を消去法 (後に学ぶ掃出し法の特別な場合) で解く.

まず, $(3.2.1) \times a_{22} - (3.2.2) \times a_{12}$ および $(3.2.2) \times a_{11} - (3.2.1) \times a_{21}$ から

$$(a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12})x_1 = a_{22}b_1 - b_2a_{21} \quad \cdots (3.2.3)$$

$$(a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12})x_2 = a_{11}b_2 - a_{21}b_1 \quad \cdots (3.2.4)$$

を得る.

定義 3.1. 行列 $X = \begin{pmatrix} p & q \\ r & s \end{pmatrix}$ の行列式を

$$|X| = \begin{vmatrix} p & q \\ r & s \end{vmatrix} \stackrel{\text{def}}{=} ps - rq$$

で定義する.

その時, 定義から

$$a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12} = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix}$$

より簡単に

$$|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}.$$

と書くこともある. その時,

$$a_{22}b_1 - a_{21}b_2 = \begin{vmatrix} b_1 & a_{12} \\ b_2 & a_{22} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}, \quad a_{11}b_2 - a_{21}b_1 = \begin{vmatrix} a_{11} & b_1 \\ a_{21} & b_2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{b} \end{vmatrix}$$

と表される. (3.2.3), (3.2.4) より

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} x_1 &= \begin{vmatrix} b_1 & a_{12} \\ b_2 & a_{22} \end{vmatrix} \iff \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} x_1 = \begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} x_2 &= \begin{vmatrix} a_{11} & b_1 \\ a_{21} & b_2 \end{vmatrix} \iff \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} x_2 = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{b} \end{vmatrix} \end{aligned}$$

を得る. よって,

定理 3.1 (クラメールの公式). 連立一次方程式

$$(\spadesuit) \quad \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 = b_2 \end{cases} \iff x_1 \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \end{pmatrix} + x_2 \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} \iff x_1 \mathbf{a}_1 + x_2 \mathbf{a}_2 = \mathbf{b}$$

の解は行列式 $|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} \neq 0$ ならば,

$$x_1 = \frac{\begin{vmatrix} b_1 & a_{12} \\ b_2 & a_{22} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}}, \quad x_2 = \frac{\begin{vmatrix} a_{11} & b_1 \\ a_{21} & b_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{b} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}}$$

3.3 2次正方行列の逆行列

$$\text{さて, } A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} = (\mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2), \quad X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{pmatrix}, \quad E = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

として一次方程式

$$(\clubsuit) \quad AX = E \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

の解の存在 (解 X の存在) について調べる. まず, $(\clubsuit)$ を連立一次方程式として記述すると

$$\begin{cases} a_{11}x_{11} + a_{12}x_{21} = 1 \\ a_{21}x_{11} + a_{22}x_{21} = 0 \\ a_{11}x_{12} + a_{12}x_{22} = 0 \\ a_{21}x_{12} + a_{22}x_{22} = 1 \end{cases} \iff \begin{cases} x_{11}\mathbf{a}_1 + x_{21}\mathbf{a}_2 = \mathbf{e}_1 \\ x_{12}\mathbf{a}_1 + x_{22}\mathbf{a}_2 = \mathbf{e}_2 \end{cases}$$

定理 1 (クラメールの公式) より, 行列式 $|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} \neq 0$ ならば

$$\begin{cases} x_{11} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}} \\ x_{21} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{e}_1 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}} \end{cases} \quad \begin{cases} x_{12} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{e}_2 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}} \\ x_{22} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{e}_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}} \end{cases}$$

$$\therefore X = \frac{1}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}} \begin{pmatrix} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} \mathbf{e}_2 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{e}_1 \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{e}_2 \end{vmatrix} \end{pmatrix} = \frac{1}{a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12}} \begin{pmatrix} a_{22} & -a_{12} \\ -a_{21} & a_{11} \end{pmatrix}$$

以上より

定理 3.2. $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}$ の逆行列 A^{-1} が存在するための必要十分条件は行列式

$$|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} = a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12} \neq 0$$

であり, この時,

$$A^{-1} = \frac{1}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}} \begin{pmatrix} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} \mathbf{e}_2 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{e}_1 \end{vmatrix} & \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{e}_2 \end{vmatrix} \end{pmatrix}$$

注意 3.1. 一般に n 次正方行列 A についても逆行列 A^{-1} が存在するための条件は行列式 (行列式の一般的定義は後述)

$$|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \neq 0$$

である.

例題 3.2. 2次元の行列式の定義から直接計算により次が成り立つことを確かめることができる.

- (1) $\begin{vmatrix} \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_1 \end{vmatrix} = -\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}$
- (2) $\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} = 0$
- (3) $\begin{vmatrix} \lambda \mathbf{a}_1 + \mu \mathbf{a}_2 & \mathbf{b} \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{b} \end{vmatrix} + \mu \begin{vmatrix} \mathbf{a}_2 & \mathbf{b} \end{vmatrix}$
- (4) $\begin{vmatrix} \mathbf{b} & \lambda \mathbf{a}_1 + \mu \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} = \lambda \begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_1 \end{vmatrix} + \mu \begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix}$

$$(5) \quad |AB| = |A| \cdot |B| = \left| \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 & \mathbf{b}_2 \end{pmatrix} \right| = \left| \mathbf{a}_1 \quad \mathbf{a}_2 \right| \left| \mathbf{b}_1 \quad \mathbf{b}_2 \right|, \text{ 即ち,}$$

$$\left| \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \right| = \left| \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \right| \cdot \left| \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \right| = (a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12}) \cdot (b_{11}b_{22} - b_{21}b_{12})$$

証明. (3),(5) のみ示す.

$$\mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$

とおく.

$$\begin{aligned} \left| \lambda \mathbf{a}_1 + \mu \mathbf{a}_2 \quad \mathbf{b} \right| &= \left| \begin{pmatrix} \lambda a_{11} + \mu a_{12} & b_1 \\ \lambda a_{21} + \mu a_{22} & b_2 \end{pmatrix} \right| \\ &= b_2(\lambda a_{11} + \mu a_{12}) - b_1(\lambda a_{21} + \mu a_{22}) \\ &= \lambda(a_{11}b_2 - a_{21}b_1) + \mu(a_{12}b_2 - a_{22}b_1) \\ &= \lambda \left| \begin{pmatrix} a_{11} & b_1 \\ a_{21} & b_2 \end{pmatrix} \right| + \mu \left| \begin{pmatrix} a_{12} & b_1 \\ a_{22} & b_2 \end{pmatrix} \right| \\ &= \lambda \left| \mathbf{a}_1 \quad \mathbf{b} \right| + \mu \left| \mathbf{a}_2 \quad \mathbf{b} \right| \end{aligned}$$

次に,

$$\begin{aligned} \left| \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \right| &= \left| \begin{pmatrix} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21} & a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22} \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21} & a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22} \end{pmatrix} \right| \\ &= (a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21})(a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22}) - (a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21})(a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22}) \\ &= a_{11}a_{22}(b_{11}b_{22} - b_{21}b_{12}) - a_{21}a_{12}(b_{11}b_{22} - b_{21}b_{12}) \\ &= (a_{11}a_{22} - a_{21}a_{12}) \cdot (b_{11}b_{22} - b_{21}b_{12}) \\ &= \left| \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \right| \cdot \left| \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \right| \end{aligned}$$

演習問題 3.1. (1) $\left| \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 2 & a \end{pmatrix} \right| = 4$ とする. この時 $\left| \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 2 & a \end{pmatrix} \right| = a - 6 \quad \therefore \quad a = 10.$

$$(2) \quad \left| \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 4 & 1 \end{pmatrix} \right| = \left| \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \right| \cdot \left| \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 4 & 1 \end{pmatrix} \right| = (4 - 6)(2 + 4) = -12$$

$$(3) \quad \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{5-6} \begin{pmatrix} 5 & -2 \\ -3 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -5 & 2 \\ 3 & -1 \end{pmatrix}$$

$$(4) \quad \begin{cases} 2x - 3y = -1 \\ 3x + 4y = 1 \end{cases} \quad \text{の解はクラメールの公式より}$$

$$x = \frac{\begin{vmatrix} -1 & -3 \\ 1 & 4 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2 & -3 \\ 3 & 4 \end{vmatrix}} = \frac{-1}{17}, \quad y = \frac{\begin{vmatrix} 2 & -1 \\ 3 & 1 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2 & -3 \\ 3 & 4 \end{vmatrix}} = \frac{5}{17}$$

$$(5) \quad \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 5 & 2 \end{pmatrix}^{-1} = A^{-1} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} \\ x_{21} & x_{22} \end{pmatrix} \text{とおく.}$$

$$\begin{cases} x_{11} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & 3 \\ 0 & 2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 5 & 2 \end{vmatrix}} = -\frac{1}{2}, & x_{21} = \frac{\begin{vmatrix} 2 & 1 \\ 5 & 0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 5 & 2 \end{vmatrix}} = \frac{5}{4} \\ x_{12} = \frac{\begin{vmatrix} 0 & 3 \\ 1 & 2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 5 & 2 \end{vmatrix}} = \frac{3}{4}, & x_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 2 & 0 \\ 5 & 1 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 2 & 3 \\ 5 & 2 \end{vmatrix}} = -\frac{1}{2} \end{cases}$$

$$\therefore A^{-1} = -\frac{1}{4} \begin{pmatrix} 2 & -3 \\ -5 & 2 \end{pmatrix}$$

3.4 3元連立1次方程式

連立1次方程式

$$(\clubsuit) \quad \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 = b_1 \cdots (3.4.1) \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 \cdots (3.4.2) \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 \cdots (3.4.3) \end{cases} \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}$$

を考える.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ a_{31} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ a_{32} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_3 = \begin{pmatrix} a_{13} \\ a_{23} \\ a_{33} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{pmatrix}$$

とおくと

$$(\clubsuit) \quad A\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff x_1\mathbf{a}_1 + x_2\mathbf{a}_2 + x_3\mathbf{a}_3 = \mathbf{b}$$

と表される.

(3.4.2), (3.4.3) より,

$$\begin{cases} a_{22}x_2 + a_{23}x_3 = b_2 - a_{21}x_1 \cdots (3.4.4) \\ a_{32}x_2 + a_{33}x_3 = b_3 - a_{31}x_1 \cdots (3.4.5) \end{cases}$$

2次元クラメールの公式より

$$\left\{ \begin{array}{l} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} x_2 = \begin{vmatrix} b_2 - a_{21}x_1 & a_{23} \\ b_3 - a_{31}x_1 & a_{33} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} b_2 & a_{23} \\ b_3 & a_{33} \end{vmatrix} - x_1 \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} \cdots (3.4.6) \\ \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} x_3 = \begin{vmatrix} a_{22} & b_2 - a_{21}x_1 \\ a_{32} & b_3 - a_{31}x_1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a_{22} & b_2 \\ a_{32} & b_3 \end{vmatrix} - x_1 \begin{vmatrix} a_{22} & a_{21} \\ a_{32} & a_{31} \end{vmatrix} \cdots (3.4.7) \end{array} \right.$$

(3.4.2), (3.4.3) の両辺に $\begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix}$ を掛けて, (3.4.6), (3.4.7) を (3.4.1) に代入し x_1

で括ると,

$$\begin{aligned} & \left(a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{13} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{21} \\ a_{32} & a_{31} \end{vmatrix} \right) x_1 \\ &= b_1 \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} b_2 & a_{23} \\ b_3 & a_{33} \end{vmatrix} - a_{13} \begin{vmatrix} a_{22} & b_2 \\ a_{32} & b_3 \end{vmatrix} \cdots (3.4.8) \end{aligned}$$

なので, 例題 3.2-(1) を用いて,

$$\begin{aligned} \therefore & \left(a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} \right) x_1 \\ &= b_1 \begin{vmatrix} b_2 & a_{23} \\ b_3 & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} b_2 & a_{23} \\ b_3 & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} b_2 & a_{22} \\ b_3 & a_{32} \end{vmatrix} \cdots (3.4.9) \end{aligned}$$

そこで,

定義 3.2.

$$|A| = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix}$$

とおき, この $|A|$ を行列 A の**行列式**という.

注意 3.2 (サラスの公式).

$$\begin{aligned}
\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} &= a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} \\
&\left(= -a_{21} \begin{vmatrix} a_{12} & a_{13} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{22} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{23} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} \right) \\
&\left(= a_{31} \begin{vmatrix} a_{12} & a_{13} \\ a_{22} & a_{23} \end{vmatrix} - a_{32} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{21} & a_{23} \end{vmatrix} + a_{33} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} \right) \\
&= a_{11}a_{22}a_{33} + a_{21}a_{32}a_{13} + a_{31}a_{23}a_{12} - (a_{31}a_{22}a_{13} + a_{32}a_{23}a_{11} + a_{33}a_{12}a_{21})
\end{aligned}$$

(3.4.9) より

$$\begin{aligned}
|A| x_1 &= b_1 \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} b_2 & a_{23} \\ b_3 & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} b_2 & a_{22} \\ b_3 & a_{32} \end{vmatrix} \\
&= \begin{vmatrix} b_1 & a_{12} & a_{13} \\ b_2 & a_{22} & a_{23} \\ b_3 & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}
\end{aligned}$$

同様に

$$\begin{cases} a_{21}x_1 + a_{23}x_3 = b_2 - a_{21}x_2 \cdots (3.4.4), \\ a_{31}x_1 + a_{33}x_3 = b_3 - a_{32}x_2 \cdots (3.4.5), \end{cases}$$

$$\begin{cases} a_{21}x_1 + a_{22}x_2 = b_2 - a_{23}x_3 \cdots (3.4.4)', \\ a_{31}x_1 + a_{32}x_2 = b_3 - a_{33}x_3 \cdots (3.4.5)', \end{cases}$$

に 2 次元クラメールの公式を適用して, 次を得る.

$$\begin{aligned}
|A| x_2 &= a_{11} \begin{vmatrix} b_2 & a_{23} \\ b_3 & a_{33} \end{vmatrix} - b_1 \begin{vmatrix} a_{21} & a_{23} \\ a_{31} & a_{33} \end{vmatrix} + a_{13} \begin{vmatrix} a_{21} & b_2 \\ a_{31} & b_3 \end{vmatrix} \\
&= \begin{vmatrix} a_{11} & b_1 & a_{13} \\ a_{21} & b_2 & a_{23} \\ a_{31} & b_3 & a_{33} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{b} & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
|A| x_3 &= a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & b_2 \\ a_{32} & b_3 \end{vmatrix} - a_{12} \begin{vmatrix} a_{21} & b_2 \\ a_{31} & b_3 \end{vmatrix} + b_1 \begin{vmatrix} a_{21} & a_{22} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} \\
&= \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & b_2 \\ a_{31} & a_{32} & b_3 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{b} \end{vmatrix}
\end{aligned}$$

以上より,

定理 3.3 (3次元クラメールの公式). 連立1次方程式系

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff x_1\mathbf{a}_1 + x_2\mathbf{a}_2 + x_3\mathbf{a}_3 = \mathbf{b}$$

の解 $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}$ は A の行列式 $|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix} \neq 0$ ならば

$$x_1 = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{b} & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}}, \quad x_2 = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{b} & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}}, \quad x_3 = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{b} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix}}$$

と表される.

注意 3.3. $n \geq 4$ 次正方行列の行列式についてはサラスの方法に相当するものはない. 行列式の一般的な定義を与える必要が出てくる (後述)

事実 3.1 (3次行列式の性質). 3次行列式 $|X| = \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix}$ および3次元列ベクトル $\mathbf{u}$ に対し, 次の (1) ~ (4) が成り立つことをサラスの公式を用いて確かめることができる (各自試みよ).

$$(1) \quad \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{z} & \mathbf{y} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{z} & \mathbf{y} & \mathbf{x} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{y} & \mathbf{x} & \mathbf{z} \end{vmatrix} = -\begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} : (\text{交代性})$$

$$(2) \quad \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{x} & \mathbf{y} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{y} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{x} \end{vmatrix} = 0 \text{ (同じ列がある)}$$

$$(3) \quad \begin{vmatrix} k\mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{x} & k\mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & kz \end{vmatrix} = k \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} \text{ (列の定数倍)}$$

(4)

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} \mathbf{x} + \mathbf{u} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \mathbf{u} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} + \mathbf{u} & \mathbf{z} \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{u} & \mathbf{z} \end{vmatrix} \\ \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} + \mathbf{u} \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{u} \end{vmatrix} \end{aligned}$$

さらに,

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^3 x_i \mathbf{u}_i, \quad \mathbf{y} = \sum_{j=1}^3 y_j \mathbf{v}_j, \quad \mathbf{z} = \sum_{k=1}^3 z_k \mathbf{w}_k$$

とおくと, 線形性を繰り返し適用し

$$(3.4.10) \quad \begin{vmatrix} \mathbf{x} & \mathbf{y} & \mathbf{z} \end{vmatrix} = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \sum_{k=1}^3 x_i y_j z_k \begin{vmatrix} \mathbf{u}_i & \mathbf{v}_j & \mathbf{w}_k \end{vmatrix}$$

を得る.

3.5 3次元行列式の定式化

3次元行列式 $|A| = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix}$ において,

$$\mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ a_{31} \end{pmatrix} = \sum_{i_1=1}^3 a_{i_1 1} \mathbf{e}_{i_1}, \quad \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} a_{12} \\ a_{22} \\ a_{32} \end{pmatrix} = \sum_{i_2=1}^3 a_{i_2 2} \mathbf{e}_{i_2}, \quad \mathbf{a}_3 = \begin{pmatrix} a_{13} \\ a_{23} \\ a_{33} \end{pmatrix} = \sum_{i_3=1}^3 a_{i_3 3} \mathbf{e}_{i_3}$$

但し,

$$\mathbf{e}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{e}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{e}_3 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

とおく. このとき, サラスの公式より容易に

$$(3.5.a) \quad \begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \mathbf{e}_3 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_2 & \mathbf{e}_3 & \mathbf{e}_1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_3 & \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 \end{vmatrix} = 1$$

$$(3.5.b) \quad \begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_3 & \mathbf{e}_2 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_3 & \mathbf{e}_2 & \mathbf{e}_1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_2 & \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_3 \end{vmatrix} = -1$$

$$(3.5.c) \quad \begin{vmatrix} \mathbf{e}_i & \mathbf{e}_i & \mathbf{e}_j \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_i & \mathbf{e}_j & \mathbf{e}_i \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_i & \mathbf{e}_j & \mathbf{e}_j \end{vmatrix} = 0 \quad (1 \leq i, j \leq 3)$$

が分かる. 今, 多重線形性 (3.4.10) より,

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \sum_{i_1=1}^3 a_{i_1 1} \mathbf{e}_{i_1} & \sum_{i_2=1}^3 a_{i_2 2} \mathbf{e}_{i_2} & \sum_{i_3=1}^3 a_{i_3 3} \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix} \\ &= \sum_{i_1=1}^3 \sum_{i_2=1}^3 \sum_{i_3=1}^3 a_{i_1 1} a_{i_2 2} a_{i_3 3} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_{i_1} & \mathbf{e}_{i_2} & \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix} \end{aligned}$$

が成り立つ. ここで (3.5.a), (3.5.b), (3.5.c) より,

$$\begin{cases} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_{i_1} & \mathbf{e}_{i_2} & \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix} = \pm 1 & i_1, i_2, i_3 \text{ は相異なる} \\ \begin{vmatrix} \mathbf{e}_{i_1} & \mathbf{e}_{i_2} & \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix} = 0 & \text{それ以外} \end{cases}$$

が分かる. そこで, 3文字の順列全体の集合

$$\mathfrak{S}_3 = \{(1, 2, 3), (2, 3, 1), (3, 1, 2), (1, 3, 2), (3, 2, 1), (2, 1, 3)\}$$

を考える (3次対称群ともいう). その時, $\mathbf{e}_{i_1}, \mathbf{e}_{i_2}, \mathbf{e}_{i_3}$ が全て異なる場合についてのみ和をとれば良い (それ以外は0だから) ので, 結果的に

$$\sum_{i_1=1}^3 \sum_{i_2=1}^3 \sum_{i_3=1}^3 a_{i_1 1} a_{i_2 2} a_{i_3 3} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_{i_1} & \mathbf{e}_{i_2} & \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix} = \sum_{(i_1, i_2, i_3) \in \mathfrak{S}_3} a_{i_1 1} a_{i_2 2} a_{i_3 3} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_{i_1} & \mathbf{e}_{i_2} & \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix}$$

を得る。そこで、

$$\begin{vmatrix} \mathbf{e}_{i_1} & \mathbf{e}_{i_2} & \mathbf{e}_{i_3} \end{vmatrix} = \operatorname{sgn}(i_1, i_2, i_3) \begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \mathbf{e}_3 \end{vmatrix} = \operatorname{sgn}(i_1, i_2, i_3)$$

とおくと、最終的に

$$|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix} = \sum_{(i_1, i_2, i_3) \in \mathcal{S}_3} \operatorname{sgn}(i_1, i_2, i_3) a_{i_1 1} a_{i_2 2} a_{i_3 3}$$

特に、(3.5.a),(3.5.b) より、

$$\begin{aligned} \operatorname{sgn}(1, 2, 3) &= \operatorname{sgn}(2, 3, 1) = \operatorname{sgn}(3, 1, 2) = 1 \\ \operatorname{sgn}(1, 3, 2) &= \operatorname{sgn}(3, 2, 1) = \operatorname{sgn}(2, 1, 3) = -1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (3.5.1) \quad |A| &= \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix} = \sum_{(i_1, i_2, i_3) \in \mathcal{S}_3} \operatorname{sgn}(i_1, i_2, i_3) a_{i_1 1} a_{i_2 2} a_{i_3 3} \\ &= \operatorname{sgn}(1, 2, 3) a_{11} a_{22} a_{33} + \operatorname{sgn}(2, 3, 1) a_{21} a_{32} a_{13} + \operatorname{sgn}(3, 1, 2) a_{31} a_{12} a_{23} \\ &\quad + \operatorname{sgn}(1, 3, 2) a_{11} a_{32} a_{23} + \operatorname{sgn}(3, 2, 1) a_{31} a_{22} a_{13} + \operatorname{sgn}(2, 1, 3) a_{21} a_{12} a_{33} \\ &= a_{11} a_{22} a_{33} + a_{21} a_{32} a_{13} + a_{31} a_{12} a_{23} - a_{11} a_{32} a_{23} - a_{31} a_{22} a_{13} - a_{21} a_{12} a_{33} \end{aligned}$$

4 正方行列の行列式（読み流し可）

4.1 置換と符号

1 から n までの数の順列を $(i_1, i_2, \dots, i_n)$ 又は $\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ i_1 & i_2 & \dots & i_n \end{pmatrix}$ で表す。このような順列は全部で $n!$ 個ある。上段の $1 \sim n$ は並べる順番を指し、下段は n 個の数を左から順に $i_1, i_2, \dots, i_n$ と並べた状態を示している。写像の言葉で言えば σ は 1 対 1 写像：

$$\sigma : \{1, 2, \dots, n\} \longrightarrow \{1, 2, \dots, n\}$$

$$\sigma(1) = i_1, \sigma(2) = i_2, \dots, \sigma(k) = i_k, \dots, \sigma(n) = i_n$$

特に、集合として

$$\{1, 2, \dots, n\} \stackrel{\text{一致}}{=} \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$$

この意味で、

$$\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & k & \dots & n \\ i_1 & i_2 & \dots & i_k & \dots & i_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & k & \dots & n \\ \sigma(1) & \sigma(2) & \dots & \sigma(k) & \dots & \sigma(n) \end{pmatrix}$$

と書いたりする．一つの写像 $\sigma : \{1, 2, \dots, n\} \rightarrow \{1, 2, \dots, n\}$ は一つの順列を与えるので， $1 \sim n$ までの数の順列全体の集合は $\{1, 2, \dots, n\}$ から $\{1, 2, \dots, n\}$ への写像全体の集合と同一視できる．そこで，

$$\begin{aligned}\mathfrak{S}_n &= \left\{ \sigma : \{1, 2, \dots, n\} \xrightarrow{\sigma} \{1, 2, \dots, n\} \text{ は 1 対 1 写像} \right\} \\ &= \left\{ (i_1, i_2, \dots, i_n) : i_1, i_2, \dots, i_n \text{ は } 1 \sim n \text{ までの数の順列} \right\}\end{aligned}$$

とおく．この時， $\mathfrak{S}_n$ の元を**置換**という． $\mathfrak{S}_n$ の個数は $|\mathfrak{S}_n| = n!$ である．

又， $\epsilon(k) = k$ ($1 \leq k \leq n$) なる置換，即ち，

$$\epsilon = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix}$$

を**単位置換**という．又，置換

$$\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ i_1 & i_2 & \dots & i_n \end{pmatrix}$$

に対して

$$\sigma^{-1} = \begin{pmatrix} i_1 & i_2 & \dots & i_n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix}$$

を σ の**逆置換**という． σ^{-1} の上段の $i_1, i_2, \dots, i_n$ を $1 \sim n$ の順に並べ換え，対応する下段の数を $j_1, j_2, \dots, j_n$ と並べる，

$$\sigma^{-1} = \begin{pmatrix} i_1 & i_2 & \dots & i_n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & \ell & \dots & n \\ j_1 & j_2 & \dots & j_\ell & \dots & j_n \end{pmatrix}$$

例. $\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 4 & 1 & 3 \end{pmatrix} \Rightarrow \sigma^{-1} = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 1 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 4 & 2 \end{pmatrix}$

置換 $\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ \sigma(1) & \sigma(2) & \dots & \sigma(n) \end{pmatrix}$ $\tau = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ \tau(1) & \tau(2) & \dots & \tau(n) \end{pmatrix}$ に対し，積 $\sigma \cdot \tau$ を合成写像

$$\sigma \cdot \tau := \tau \circ \sigma : \{1, 2, \dots, n\} \xrightarrow{\sigma} \{1, 2, \dots, n\} \xrightarrow{\tau} \{1, 2, \dots, n\}$$

$$(\sigma \cdot \tau)(k) = \tau(\sigma(k))$$

で定義する． $\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(n)$ は全体として $1, 2, \dots, n$ と一致している．こうして，各 $\sigma(k)$ は置換 $\tau = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ \tau(1) & \tau(2) & \dots & \tau(n) \end{pmatrix}$ の上段 $1, 2, \dots, n$ のどれかである．例えば，仮に $\sigma(k) = \ell$ とすれば， $(\sigma \cdot \tau)(k) = \tau(\sigma(k)) = \tau(\ell)$ となる．

こうして,

$$\begin{aligned}(\sigma \cdot \tau)(1) &= \tau(\sigma(1)) = j_1, & (\sigma \cdot \tau)(2) &= \tau(\sigma(2)) = j_2, \dots \\(\sigma \cdot \tau)(k) &= \tau(\sigma(k)) = j_k, & (\sigma \cdot \tau)(n) &= \tau(\sigma(n)) = j_n\end{aligned}$$

とおくと,

$$\sigma \cdot \tau = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & k & \dots & n \\ j_1 & j_2 & \dots & j_k & \dots & j_n \end{pmatrix}$$

となる.

例. (1) $\sigma \cdot \tau = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ \textcolor{red}{2} & \textcolor{blue}{4} & 1 & 3 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & \textcolor{red}{2} & 3 & \textcolor{blue}{4} \\ 4 & 1 & 2 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 3 & 4 & 2 \end{pmatrix}$

$$1 \rightarrow \textcolor{red}{2} \rightarrow 1, \quad 2 \rightarrow 4 \rightarrow 3, \quad 3 \rightarrow 1 \rightarrow 4, \quad 4 \rightarrow 3 \rightarrow 2$$

または,

$$\tau = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 1 & 2 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 4 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 4 & 2 \end{pmatrix}$$

より

$$\sigma \cdot \tau = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 4 & 1 & 3 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 2 & 4 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 4 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 3 & 4 & 2 \end{pmatrix}$$

$$(2) \quad \sigma \cdot \sigma^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ i_1 & i_2 & \dots & i_n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} i_1 & i_2 & \dots & i_n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix} = \epsilon.$$

$$\sigma^{-1} \cdot \sigma = \begin{pmatrix} i_1 & i_2 & \dots & i_n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ i_1 & i_2 & \dots & i_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} i_1 & i_2 & \dots & i_n \\ i_1 & i_2 & \dots & i_n \end{pmatrix} = \epsilon$$

注意 4.1. $\mathfrak{S}_n$ は置換の積を演算として群をなす。即ち,

- (1) 単位元の存在 : 全ての $\sigma \in \mathfrak{S}_n$ に対し, $\sigma \cdot \epsilon = \epsilon \cdot \sigma = \sigma$ となる $\epsilon \in \mathfrak{S}_n$ が存在する.
- (2) 逆元の存在 : σ に対し $\sigma^{-1} \in \mathfrak{S}_n$ が唯一つ存在し, $\sigma \cdot \sigma^{-1} = \sigma^{-1} \cdot \sigma = \epsilon$ を満たす.
- (3) 結合律 : $\sigma, \tau, \eta \in \mathfrak{S}_n$ に対し, $(\sigma \cdot \tau) \cdot \eta = \sigma \cdot (\tau \cdot \eta)$ を満たす.

事実 4.1. ▶ $\tau \in \mathfrak{S}_n$ に対し,

$$\tau \cdot \mathfrak{S}_n = \{\tau \cdot \sigma : \sigma \in \mathfrak{S}_n\} = \{\tau^{-1} \cdot \sigma : \sigma \in \mathfrak{S}_n\} = \mathfrak{S}_n.$$

$$\text{▶ } \{\sigma^{-1} : \sigma \in \mathfrak{S}_n\} = \mathfrak{S}_n.$$

定義 4.1. 置換 $\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & i & \dots & j & \dots & n \\ k_1 & k_2 & \dots & k_i & \dots & k_j & \dots & k_n \end{pmatrix}$ に於いて i 番目の数 k_i と j 番目の数 k_j を入れ替える操作 (i, j) を**互換** (transposition) という。即ち,

$$(i, j)\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & i & \dots & j & \dots & n \\ k_1 & k_2 & \dots & k_j & \dots & k_i & \dots & k_n \end{pmatrix}$$

注意 4.2. (1) $(i, j) = (j, i)$

$$(2) (i, j)^{-1} = (j, i) = (i, j) \quad \therefore (i, j) \cdot (i, j) = (i, j) \cdot (j, i) = (i, i) = \epsilon.$$

(3) 一般に $(i, j) \cdot (k, \ell) \neq (k, \ell) \cdot (i, j)$ である。

例. (1) $(2, 4) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 4 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 2 & 4 & 1 \end{pmatrix}$

$$(2) (1, 3)(2, 4) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 4 & 2 \end{pmatrix} = (1, 3) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 2 & 4 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 2 & 3 & 1 \end{pmatrix}$$

$$(3) (1, 4)(1, 3)(2, 4) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 4 & 2 \end{pmatrix} = (1, 4) \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 4 & 2 & 3 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{pmatrix} = \epsilon.$$

$$\therefore (1, 4)(1, 3)(2, 4)\sigma = \epsilon \quad \therefore \sigma = (2, 4)^{-1}(1, 3)^{-1}(1, 4)^{-1}\epsilon = (2, 4)(1, 3)(1, 4)$$

命題 4.1. 任意の置換 σ は互換の積として表される。即ち,

$$\sigma = (i_1, j_1)(i_2, j_2) \cdots (i_k, j_k)$$

と表される。

証明. ▶ $\sigma = (i_1, i_2, \dots, i_n)$ とおく.

- ▶ $i_1, i_2, \dots, i_n$ は全体として $1, 2, \dots, n$ と一致しているので,
- ▶ $i_1, i_2, \dots, i_n$ の中でどれかの i_k については $i_k = 1$ である.
- ▶ 1 番目の i_1 と k 番目の $i_k = 1$ を入れ換えて, 即ち, 互換 $(1\ k)$ と σ の積をとると,

$$(1\ k)\sigma = (1, i_2, \dots, i_n)$$

を得る.

- ▶ 一方, $i_2, \dots, i_n$ は全体として $2, 3, \dots, n$ と一致しているので, その中に $i_\ell = 2$ なるものがある.
- ▶ そこで, 互換 $(2, \ell)$ との積をとれば,

$$(2\ \ell)(1, k)\sigma = (1, 2, i_3, \dots, i_n)$$

を得る.

- ▶ この操作 (互換) を下記のように繰り返して, 最終的に

$$(i_1, i_2, \dots, i_n) \rightarrow (1, i'_2, i'_3, \dots, i'_n) \rightarrow (1, 2, i'_3, \dots, i'_n) \rightarrow (1, 2, 3, i'_4, \dots, i'_n) \dots \rightarrow (1, 2, 3, \dots, n) = \epsilon$$

とできる.

- ▶ $(i_k, j_k) \cdots (i_2, j_2)(i_1, j_1)\sigma$ より左から順に $(i_k, j_k), \dots, (i_2, j_2), (i_1, j_1)$ を掛けてゆけば $(i_p, j_p) \cdots (i_1, j_1)\sigma = \epsilon$ より, 最終的に

$$\sigma = (i_1, j_1)(i_2, j_2) \cdots (i_k, j_k)$$

を得る. こうして, σ は互換の積で表される.

□

定義 4.2. 置換 $\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & i & \dots & n \\ k_1 & k_2 & \dots & k_i & \dots & k_n \end{pmatrix}$ が**偶置換**とは偶数回の互換を繰り返すことにより単位置換にもってこれるとき, 即ち,

$$(i_{2p}, j_{2p}) \cdots (i_2, j_2) \cdot (i_1, j_1) \sigma = \epsilon \text{ (単位置換)}$$

とできるときをいう. このとき, σ は偶数個の互換の積

$$\sigma = (i_1, j_2) \cdot (i_2, j_2) \cdots (i_{2p}, j_{2p})$$

と表される． σ が**奇置換**であるとは，奇数個の互換の積

$$\sigma = (i_1, j_1) \cdot (i_2, j_2) \cdots (i_{2q+1}, j_{2q+1})$$

と表されるときをいう．

注意 4.3. (各自調べよ)

- (1) 任意の置換 σ は互換の積として表されるが，その表し方は一意的でない．しかし σ を互換の積で表したときの互換の個数の偶奇性は σ に対し一意的に決まる：「線形代数入門-p.74」斎藤正彦（東京大学出版会）．つまり，
- (2) 置換は偶数個の互換の積として表されるか又は奇数個の互換の積として表されるかのいずれかである．即ち， $\mathfrak{S}_n^+$ を偶置換全体の集合， $\mathfrak{S}_n^-$ を奇置換全体の集合とすれば

$$\mathfrak{S}_n = \mathfrak{S}_n^+ \cup \mathfrak{S}_n^-, \quad \mathfrak{S}_n^+ \cap \mathfrak{S}_n^- = \emptyset$$

定義 4.3. $\sigma \in \mathfrak{S}_n$ を一つの置換とする．そのとき，そのとき， $\text{sgn } \sigma$ (σ の符号) を

$$\text{sgn } \sigma = \begin{cases} +1 & \text{if } \sigma \in \mathfrak{S}_n^+ \\ -1 & \text{if } \sigma \in \mathfrak{S}_n^- \end{cases}$$

と定義する．

注意 4.4. $1 \sim n$ の順列 $(i_1, i_2, \dots, i_n)$ と置換 $\begin{pmatrix} 1 & 2 & \cdots & n \\ i_1 & i_2 & \cdots & i_n \end{pmatrix}$ とは 1 対 1 に対応する．従って，偶置換に対応して偶順列，奇置換に対応して奇順列なる概念を定義することができる．即ち，

- ▶ 順列 $(i_1, i_2, \dots, i_n)$ が**偶順列**とは， $i_1, i_2, \dots, i_n$ の 2 文字の入れ替えを偶数回繰り返して**自然な順列** $(1, 2, \dots, n)$ にできるときであり，**奇順列**とは 2 文字の入れ替えを奇数回繰り返しての自然な順列 $(1, 2, \dots, n)$ にできるときと定義する．
- ▶ 偶順列全体の集合と $\mathfrak{S}_n^+$ は同一視できる．一方，奇順列全体の集合と $\mathfrak{S}_n^-$ は同一視できる．
- ▶ 順列 $(i_1, i_2, \dots, i_n)$ に対しても置換の時と同様に，符号 $\text{sgn } (i_1, i_2, \dots, i_n)$ が定義でき，

$$\text{sgn } (i_1, i_2, \dots, i_n) = \begin{cases} +1 & \text{if } (i_1, i_2, \dots, i_n) \text{ は偶順列} \\ -1 & \text{if } (i_1, i_2, \dots, i_n) \text{ は奇順列} \end{cases}$$

例.

$$(4, 3, \color{red}{1}, 5, 2) \xrightarrow{4 \leftrightarrow 1} (\color{red}{1}, 3, \color{red}{4}, 5, 2) \xrightarrow{3 \leftrightarrow 2} (1, 2, 4, 5, 3) \xrightarrow{4 \leftrightarrow 3} (1, 2, 3, 5, 4) \xrightarrow{5 \leftrightarrow 4} (1, 2, 3, 4, 5)$$

$$\therefore \operatorname{sgn}(4, 3, 1, 5, 2) = +1$$

3.5 節で定義した 3 次行列式をもとに n 次行列式の定義を与える.

定義 4.4. n 次正方行列

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nj} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_j & \cdots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix}$$

に対し,

$$|A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_j & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = \sum_{(i_1, i_2, \dots, i_n) \in \mathfrak{S}_n} \operatorname{sgn}(i_1, i_2, \dots, i_n) a_{i_1 1} a_{i_2 2} \cdots a_{i_n n}$$

を行列 A の行列式という.

例題 4.1.

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 \end{vmatrix} = \sum_{(i_1, i_2) \in \mathfrak{S}_2} \operatorname{sgn}(i_1, i_2) a_{i_1 1} a_{i_2 2} \\ &= \operatorname{sgn}(1, 2) a_{11} a_{22} + \operatorname{sgn}(2, 1) a_{21} a_{12} \\ &= a_{11} a_{22} - a_{21} a_{12} \\ \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \mathbf{a}_3 \end{vmatrix} = \sum_{(i_1, i_2, i_3) \in \mathfrak{S}_3} \operatorname{sgn}(i_1, i_2, i_3) a_{i_1 1} a_{i_2 2} a_{i_3 3} \\ &= (3.5.1) \text{ を見よ.} \end{aligned}$$

命題 4.2. (1) $\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \cdots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_j & \cdots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = (-1) \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \cdots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \cdots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_j & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}$

(2) $\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \cdots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_i & \cdots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = 0$

(3) $\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_j' + \mathbf{a}_j'' & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_j' & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_j'' & \cdots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}$

$$(4) \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & c \cdot \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = c \cdot \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}$$

証明. (1): $\tau = (i, j)$ とおく. その時, $\tau(i) = j, \tau(j) = i, \tau(k) = k (k \neq i, j)$.

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_j & \dots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{a}_{\tau(1)} & \dots & \mathbf{a}_{\tau(i)} & \dots & \dots & \mathbf{a}_{\tau(j)} & \dots & \mathbf{a}_{\tau(n)} \end{vmatrix} \\ &= \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn } \sigma \cdot a_{\sigma(\tau(1))1} \cdot a_{\sigma(\tau(i))i} \cdots a_{\sigma(\tau(j))j} \cdots a_{\sigma(\tau(n))n} \\ &= \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn } \sigma \cdot a_{\tau\sigma(1)1} \cdot a_{\tau\sigma(i)i} \cdots a_{\tau\sigma(j)j} \cdots a_{\tau\sigma(n)n} \\ &= \text{sgn } \tau \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn } \sigma \cdot \text{sgn } \tau \cdot a_{\tau\sigma(1)1} \cdots a_{\tau\sigma(i)i} \cdots a_{\tau\sigma(j)j} \cdots a_{\tau\sigma(n)n} \\ &= \text{sgn } \tau \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn } \sigma \tau \cdot a_{\tau\sigma(1)1} \cdots a_{\tau\sigma(i)i} \cdots a_{\tau\sigma(j)j} \cdots a_{\tau\sigma(n)n} \\ &\stackrel{\mu=\tau\sigma}{=} \text{sgn } \tau \sum_{\mu \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn } \mu \cdot a_{\mu(1)1} \cdots a_{\mu(i)i} \cdots a_{\mu(j)j} \cdots a_{\mu(n)n} \\ &= \text{sgn } \tau \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_i & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \\ &= - \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_i & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \quad (\because \text{sgn } \tau = \text{sgn } (i, j) = -1) \end{aligned}$$

(2): (1) より

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} &= - \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \\ \therefore \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \overset{i}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \overset{j}{\check{\mathbf{a}}}_i & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} &= 0 \end{aligned}$$

(3),(4) は行列式の定義から容易に分かる. □

命題 4.3. 正方行列 A, B に対し

$$(1) |{}^t A| = |A|.$$

$$(2) |A \cdot B| = |A| \cdot |B|.$$

証明. (1): 定義から $|{}^t A| = \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \text{sgn } \sigma a_{1\sigma(1)} \cdots a_{j\sigma(j)} \cdots a_{n\sigma(n)}.$

$\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(n)$ は全体として $1, 2, \dots, n$ と一致しているので, $\sigma(1), \sigma(2), \dots, \sigma(n)$ を小さい順から並べ直し, 対応する上段の数を $k_1, k_2, \dots,$ と書く.

$$\sigma = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ \sigma(1) & \sigma(2) & \dots & \sigma(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_1 & k_2 & \dots & k_n \\ 1 & 2 & \dots & n \end{pmatrix}$$

このことより

$$\sigma^{-1}(j) = k_j \quad (1 \leq j \leq n) \quad \therefore \quad \sigma^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & n \\ k_1 & k_2 & \dots & k_n \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
\therefore |{}^t A| &= \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \operatorname{sgn} \sigma a_{1\sigma(1)} \cdots a_{j\sigma(j)} \cdots a_{n\sigma(n)} = \sum_{\sigma \in \mathfrak{S}_n} \operatorname{sgn} \sigma a_{k_1 1} \cdots a_{k_j j} \cdots a_{k_n n} \\
&= \sum_{\sigma^{-1} \in \mathfrak{S}_n} \operatorname{sgn} \sigma^{-1} a_{\sigma^{-1}(1) 1} \cdots a_{\sigma^{-1}(j) j} \cdots a_{\sigma^{-1}(n) n} \quad (\because \operatorname{sgn} \sigma = \operatorname{sgn} \sigma^{-1}) \\
&\stackrel{\sigma^{-1}=\tau}{=} \sum_{\tau \in \mathfrak{S}_n} \operatorname{sgn} \tau a_{\tau(1) 1} \cdots a_{\tau(j) j} \cdots a_{\tau(n) n} \\
&= |A|
\end{aligned}$$

(2): 定義に立ち返っての証明は結構面倒である. 視点を変えた証明は「線型代数入門: 斎藤正彦 (東京大学出版会) pp.80 ~ を見よ」

注意 4.5 (命題 4.2 の行ベクトル表示版). 行列 A の i 行ベクトルを $\tilde{a}_i$ ($1 \leq i \leq n$) と置く. その時,

$$\begin{aligned}
(1): \quad & \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} & (2): \quad & \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ c \cdot \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} = c \cdot \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} & (3): \quad & \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i' + \tilde{a}_i'' \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i' \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i'' \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix}
\end{aligned}$$

証明. (1): 命題 4.3-(1) より,

$$\begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} {}^t \tilde{a}_1 & \cdots & {}^t \tilde{a}_j^i & \cdots & {}^t \tilde{a}_i^j & \cdots & {}^t \tilde{a}_n \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} {}^t \tilde{a}_1 & \cdots & {}^t \tilde{a}_i & \cdots & {}^t \tilde{a}_j & \cdots & {}^t \tilde{a}_n \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} \tilde{a}_1 \\ \vdots \\ \tilde{a}_i \\ \vdots \\ \tilde{a}_j \\ \vdots \\ \tilde{a}_n \end{vmatrix}$$

(2),(3) も同様に命題 5-(1) を適用して示すことができる.

4.2 行列式の展開

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{ij} & \dots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nj} & \dots & a_{nn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix}$$

単位基本列ベクトル $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n$ を用いて, $\mathbf{a}_j = \begin{pmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{ij} \\ \vdots \\ a_{nj} \end{pmatrix} = \sum_{k=1}^n a_{kj} \mathbf{e}_k$ と表す.

$$\begin{aligned} \therefore \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} &= \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \sum_{k=1}^n a_{kj} \mathbf{e}_k & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \\ &= \sum_{k=1}^n a_{kj} \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \overset{j}{\mathbf{e}_k} & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \\ &= \sum_{k=1}^n a_{kj} (-1)^{j-1} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_k & \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_{j-1} & \mathbf{a}_{j+1} & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \cdots (4.2.1) \end{aligned}$$

最後の項については

$$\spadesuit \quad \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = (-1)^{j-1} \begin{vmatrix} \mathbf{a}_j & \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_{j-1} & \mathbf{a}_{j+1} & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}$$

という事実を用いた. 次に, (4.2.1) の最後の項

$$\clubsuit \quad \begin{vmatrix} \mathbf{e}_k & \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_{j-1} & \mathbf{a}_{j+1} & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 & a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1j-1} & a_{1j+1} & \dots & a_{1n} \\ 0 & a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2j-1} & a_{2j+1} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & a_{k1} & a_{k2} & \dots & a_{kj-1} & a_{kj+1} & \dots & a_{kn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nj-1} & a_{nj+1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix}$$

を具体的に計算してみよう.

$$\begin{aligned}
\clubsuit &= \begin{vmatrix} 0 & a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j-1} & a_{1j+1} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j-1} & a_{2j+1} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kj-1} & a_{kj+1} & \cdots & a_{kn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nj-1} & a_{nj+1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} \\
&= (-1)^{k-1} \begin{vmatrix} 1 & a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kj-1} & a_{kj+1} & \cdots & a_{kn} \\ 0 & a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j-1} & a_{1j+1} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j-1} & a_{2j+1} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{k-11} & a_{k-12} & \cdots & a_{k-1j-1} & a_{k-1j+1} & \cdots & a_{k-1n} \\ 0 & a_{k+11} & a_{k+12} & \cdots & a_{k+1j-1} & a_{k+1j+1} & \cdots & a_{k+1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nj-1} & a_{nj+1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix}
\end{aligned}$$

そこで,

$$\Delta_{kj} := \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j-1} & a_{1j+1} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j-1} & a_{2j+1} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{k-11} & a_{k-12} & \cdots & a_{k-1j-1} & a_{k-1j+1} & \cdots & a_{k-1n} \\ a_{k+11} & a_{k+12} & \cdots & a_{k+1j-1} & a_{k+1j+1} & \cdots & a_{k+1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nj-1} & a_{nj+1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix}$$

と置くと,

$$\begin{vmatrix} e_k & a_1 & a_2 & \cdots & a_{j-1} & a_{j+1} & \cdots & a_n \end{vmatrix} = (-1)^{k-1} \Delta_{kj}$$

ここに, Δ_{kj} は行列 A から k 行と j 列を除いた残りの $(n-1)$ 次の行列の行列式 (行列 A の (k, j) **余因子** という).

$$|A| = \sum_{k=1}^n (-1)^{j-1} (-1)^{k-1} \Delta_{kj} = \sum_{k=1}^n a_{kj} (-1)^{k+j-2} \Delta_{kj} = \sum_{k=1}^n (-1)^{k+j} a_{kj} \Delta_{kj}$$

これを行列式 $|A|$ の j **列展開** という. 一方, $|{}^t A| = |A|$ より

$$|A| = \sum_{k=1}^n (-1)^{i+k} a_{ik} \Delta_{ik}$$

を得る. これを行列式 $|A|$ の i **行展開** という

4.3 行列式の計算公式

$$\text{行列式 } |A| = \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \tilde{\mathbf{a}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_n \end{vmatrix} \quad \text{について以下は公式としてまと}$$

めたものである. $\mathbf{a}_j$ (A の j 列ベクトル) $\tilde{\mathbf{a}}_i$ (A の i 行ベクトル) の各成分は 4.2 節で記載した通り. また, Δ_{ij} は A の i 行ベクトルおよび j 列ベクトルを除いた残りの $(n-1)$ 次行列の行列式- (i, j) 余因子-を表す.

$$(1) \left(|A| \text{ の } \textcolor{red}{k} \text{ 列と } \textcolor{red}{j} (\neq k) \text{ 列を入れかえた行列の行列式} \right) = -|A|.$$

$$(2) \left(|A| \text{ の } \textcolor{red}{i} \text{ 行と } \textcolor{red}{k} (\neq i) \text{ 行を入れかえた行列の行列式} \right) = -|A|.$$

$$(3) \left(|A| \text{ の } \textcolor{blue}{j} \text{ 列ベクトルを } \textcolor{blue}{c} \text{ 倍した行列の行列式} \right) = c \cdot |A|.$$

$$(4) \left(|A| \text{ の } \textcolor{blue}{i} \text{ 行ベクトルを } \textcolor{blue}{d} \text{ 倍した行列の行列式} \right) = d \cdot |A|.$$

$$(5) \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \textcolor{red}{\mathbf{a}}_k & \dots & \textcolor{red}{\mathbf{a}}_k & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} = 0$$

$$(6) \begin{vmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_{j-1} & \textcolor{red}{\mathbf{x}}_j & \mathbf{x}_{j+1} & \dots & \mathbf{x}_n \end{vmatrix} = (-1)^{j-1} \begin{vmatrix} \textcolor{red}{\mathbf{x}}_j & \mathbf{x}_1 & \dots & \mathbf{x}_{j-1} & \mathbf{x}_{j+1} & \dots & \mathbf{x}_n \end{vmatrix}$$

(7)

$$(i) \begin{vmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_1 \\ \tilde{\mathbf{x}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \textcolor{red}{\tilde{\mathbf{x}}}_k \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k+1} \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_n \end{vmatrix} = (-1)^{k-1} \begin{vmatrix} \textcolor{red}{\tilde{\mathbf{x}}}_k \\ \tilde{\mathbf{x}}_1 \\ \tilde{\mathbf{x}}_2 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \tilde{\mathbf{x}}_{k+1} \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_n \end{vmatrix}, \quad (ii) \begin{vmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \vdots \\ \textcolor{blue}{\tilde{\mathbf{a}}}_k \\ \vdots \\ \textcolor{blue}{\tilde{\mathbf{a}}}_k \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_n \end{vmatrix} = 0, \quad (iii) \begin{vmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_j + \textcolor{red}{c}\tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_n \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_j \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_n \end{vmatrix}$$

(8)

$$\Delta_{kj} = \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j-1} & a_{1j+1} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j-1} & a_{2j+1} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{k-11} & a_{k-12} & \cdots & a_{k-1j-1} & a_{k-1j+1} & \cdots & a_{k-1n} \\ a_{k+11} & a_{k+12} & \cdots & a_{k+1j-1} & a_{k+1j+1} & \cdots & a_{k+1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nj-1} & a_{nj+1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix}$$

とおく.

$$|A| = \sum_{k=1}^n (-1)^{k+j} a_{kj} \Delta_{kj} = \sum_{j=1}^n (-1)^{k+j} a_{kj} \Delta_{kj}$$

特に,

$$\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ 0 & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11} \begin{vmatrix} a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11} \Delta_{11}$$

(x) A_n を n 次正方行列 B_m を m 次正方行列, O_{nm} を (n, m) 零行列, C_{mn} を (m, n) 行列とし, $m+n$ 次行列式

$$\begin{vmatrix} A_n & O_{nm} \\ C_{mn} & B_m \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A_n & C_{nm} \\ O_{mn} & B_m \end{vmatrix} = |A_n| \cdot |B_m|$$

(線型代数入門：斎藤正彦 (東京大学出版会を参照))

4.4 行列式の計算問題演習

演習問題 4.1. (1)

$$\begin{vmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 2 \\ 4 & 1 & 2 \\ 7 & 1 & 2 \end{vmatrix} = 2 \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 4 & 1 & 1 \\ 7 & 1 & 1 \end{vmatrix} = 0$$

(2)

$$\begin{vmatrix} a+1 & a+2 & a+3 & a+4 \\ a+5 & a+6 & a+7 & a+8 \\ a+9 & a+10 & a+11 & a+12 \\ a+13 & a+14 & a+15 & a+16 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} a+1 & 1 & 2 & 3 \\ a+5 & 1 & 2 & 3 \\ a+9 & 1 & 2 & 3 \\ a+13 & 1 & 2 & 3 \end{vmatrix} = 6 \begin{vmatrix} a+1 & 1 & 1 & 1 \\ a+5 & 1 & 1 & 1 \\ a+9 & 1 & 1 & 1 \\ a+13 & 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = 0$$

$$(3) \begin{vmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 & a_1 \\ 0 & 0 & \cdots & a_2 & 0 \\ \vdots & & \ddots & 0 & \\ a_n & 0 & 0 & 0 & \end{vmatrix} = (-1)^{n+1} a_n \begin{vmatrix} 0 & \cdots & a_1 \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n-1} & \cdots & 0 \end{vmatrix} = (-1)^{(n+1)+n+\cdots+3} a_n \cdots a_1 =$$

$$(-1)^{\frac{(n-1)(n+4)}{2}} a_n \cdots a_2 a_1 = (-1)^{\frac{n(n+3)}{2}} a_1 a_2 \cdots a_n$$

$$(4) \begin{vmatrix} 3 & -2 & 5 & 1 \\ 1 & 3 & 2 & 5 \\ 2 & -5 & -1 & 4 \\ 3 & -2 & 3 & 2 \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} 1 & 3 & 2 & 5 \\ 3 & -2 & 5 & 1 \\ 2 & -5 & -1 & 4 \\ 3 & -2 & 3 & 2 \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} 1 & 3 & 2 & 5 \\ 0 & -11 & -1 & -14 \\ 0 & -11 & -5 & -6 \\ 0 & -11 & -3 & -13 \end{vmatrix} = - \begin{vmatrix} -11 & -1 & -14 \\ -11 & -5 & -6 \\ -11 & -3 & -13 \end{vmatrix} =$$

$$\begin{vmatrix} 11 & 1 & 14 \\ 11 & 5 & 6 \\ 11 & 3 & 13 \end{vmatrix} = 11 \begin{vmatrix} 1 & 1 & 14 \\ 0 & 4 & -8 \\ 0 & 2 & -1 \end{vmatrix} = 11 \begin{vmatrix} 4 & -8 \\ 2 & -1 \end{vmatrix} = 11(-4 + 16) = 132$$

演習問題 4.2. ${}^t A = -A$ なる正方行列を交代行列という。交代行列の行列式 $|A| = 0$ 。

実際、 $|A| = |{}^t A| = |-A| = -|A| \quad \therefore 2|A| = 0 \quad \therefore |A| = 0$

演習問題 4.3. $|A| = \begin{vmatrix} 3 & -2 & 5 & 1 \\ 4 & 3 & 2 & 5 \\ 2 & -5 & -1 & 4 \\ 3 & -2 & 3 & 2 \end{vmatrix}$ の2行展開をせよ。

$$|A| = \begin{vmatrix} 3 & -2 & 5 & 1 \\ 4 & 3 & 2 & 5 \\ 2 & -5 & -1 & 4 \\ 3 & -2 & 3 & 2 \end{vmatrix} = (-1)^{2+1} \cdot 4 \cdot \Delta_{21} + (-1)^{2+2} \cdot 3 \cdot \Delta_{22} + (-1)^{2+3} \cdot 2 \cdot \Delta_{23} + (-1)^{2+4} \cdot 5 \cdot \Delta_{24}$$

$$\therefore |A| = -4\Delta_{21} + 3\Delta_{22} - 2\Delta_{23} + 5\Delta_{24}$$

サラスの公式 (Δ_{2k} は 3×3 行列式) より

$$\Delta_{21} = \begin{vmatrix} -2 & 5 & 1 \\ -5 & -1 & 4 \\ -2 & 3 & 2 \end{vmatrix} = 21, \quad \Delta_{22} = \begin{vmatrix} 3 & 5 & 1 \\ 2 & -1 & 4 \\ 3 & 3 & 2 \end{vmatrix} = 7,$$

$$\Delta_{23} = \begin{vmatrix} 3 & -2 & 1 \\ 2 & -5 & 4 \\ 3 & -2 & 2 \end{vmatrix} = -11, \quad \Delta_{24} = \begin{vmatrix} 3 & -2 & 5 \\ 2 & -5 & -1 \\ 3 & -2 & 3 \end{vmatrix} = 22$$

$$\therefore |A| = 69$$

4.5 クラメールの公式 (n 次元版)

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nj} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_j \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_j \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} \iff A\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

は各 j に対して

$$\mathbf{a}_j = \begin{pmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{ij} \\ \vdots \\ a_{nj} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_j \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

とおけば,

$$x_1 \mathbf{a}_1 + x_2 \mathbf{a}_2 + \cdots x_j \mathbf{a}_j + \cdots + x_n \mathbf{a}_n = \mathbf{b} \quad \text{i.e.} \quad \mathbf{b} = \sum_{k=1}^n x_k \mathbf{a}_k$$

と表すことができる。今、 $|A|$ の j 列ベクトル $\mathbf{a}_j$ を $\mathbf{b}$ で置き換える。

$$\begin{aligned} \left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \overset{j}{\mathbf{b}} \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right| &= \left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \sum_{k=1}^n x_k \mathbf{a}_k \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right| \\ &= \sum_{k=1}^n x_k \left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \mathbf{a}_k \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right| \\ &= x_j \left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \mathbf{a}_j \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right| \end{aligned}$$

実際, $\left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \mathbf{a}_k \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right| = 0$ if $k \neq j$. 即ち, $k = j$ 以外は行列式の値は 0 である。(同じ列を含む行列の行列式は 0 であった). こうして, $k = j$ のときを考えればよい. このとき, $\left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \mathbf{a}_j \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right| \neq 0$ ならば,

クラメールの公式

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \implies x_j = \frac{\left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \mathbf{b} \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right|}{\left| \mathbf{a}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{a}_{j-1} \quad \mathbf{a}_j \quad \mathbf{a}_{j+1} \quad \cdots \quad \mathbf{a}_n \right|} \quad (1 \leq j \leq n)$$

を得る。

4.6 正則行列, 逆行列, 随伴行列

定義 4.5. A を n 次正方行列とする. A を**正則行列**とは $AX = XA = E$ (n 次単位行列) となる n 次行列 X が存在するときをいう. (このとき, X を A の逆行列とよび, $X = A^{-1}$ で表した).

注意 4.6. $|AX| = |XA| = |E| = 1$ より, $|AX| = |A| \cdot |X| = 1 \quad \therefore \quad |A| \neq 0$.

命題 4.4. n 次正方行列 A が正則行列ならば $|A| \neq 0$ である. 逆に, $|A| \neq 0$ ならば A は正則行列で $|A^{-1}| = |A|^{-1} = \frac{1}{|A|}$ が成り立つ.

注意 4.7. A^{-1} は $\frac{1}{A}$ ではない. $n \geq 2$ に対して $\frac{1}{A}$ は定義できない (概念がない)

次に, 正則行列の逆行列 $X = A^{-1}$ を求めよう. n 次正方行列 A , 未知の行列 X および n 次単位行列 E に対し,

$$AX = E$$

を満たす X を以下のように求める. まず A, X, E の列ベクトル表示をそれぞれ

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & \mathbf{a_{1j}} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & \mathbf{a_{2j}} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & \mathbf{a_{nj}} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = (\mathbf{a_1} \quad \mathbf{a_2} \quad \cdots \quad \mathbf{a_j} \quad \cdots \quad \mathbf{a_n})$$

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & \mathbf{x_{1j}} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & \mathbf{x_{2j}} & \cdots & x_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & \mathbf{x_{nj}} & \cdots & x_{nn} \end{pmatrix} = (\mathbf{x_1} \quad \mathbf{x_2} \quad \cdots \quad \mathbf{x_j} \quad \cdots \quad \mathbf{x_n})$$

$$E = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & \mathbf{0} & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & \mathbf{0} & \cdots & 0 \\ \cdots & 0 & \cdots & \mathbf{1} & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{0} & \cdots & 1 \end{pmatrix} = (\mathbf{e_1} \quad \mathbf{e_2} \quad \cdots \quad \mathbf{e_j} \quad \cdots \quad \mathbf{e_n})$$

と置く. その時, $AX = E$ より,

$$A(\mathbf{x_1} \quad \mathbf{x_2} \quad \cdots \quad \mathbf{x_j} \quad \cdots \quad \mathbf{x_n}) = (A\mathbf{x_1} \quad A\mathbf{x_2} \quad \cdots \quad A\mathbf{x_j} \quad \cdots \quad A\mathbf{x_n}) = (\mathbf{e_1} \quad \mathbf{e_2} \quad \cdots \quad \mathbf{e_j} \quad \cdots \quad \mathbf{e_n})$$

$$\therefore A\mathbf{x_j} = \mathbf{e_j} \quad \xLeftrightarrow{\text{同義}} \quad x_{1j}\mathbf{a_1} + x_{2j}\mathbf{a_2} + \cdots + x_{kj}\mathbf{a_k} + \cdots + x_{nj}\mathbf{a_n} = \mathbf{e_j} \quad (1 \leq j \leq n)$$

クラメールの公式より $\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \neq 0$ ならば,

$$x_{kj} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \check{\mathbf{e}}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_k & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \check{\mathbf{e}}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix}}{|A|} \quad (1 \leq k \leq n)$$

ここで, 右辺の分母

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \check{\mathbf{e}}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} &= (-1)^{k-1} \begin{vmatrix} \mathbf{e}_j & \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_{k-1} & \mathbf{a}_{k+1} & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} \\ &= (-1)^{k-1} \begin{vmatrix} 0 & a_{11} & \dots & a_{1 \ k-1} & a_{1 \ k+1} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & a_{j1} & \dots & a_{j \ k-1} & a_{j \ k+1} & \dots & a_{jn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n1} & \dots & a_{n \ k-1} & a_{n \ k+1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} \\ &= (-1)^{k-1} (-1)^{j-1} \begin{vmatrix} 1 & a_{j1} & \dots & a_{j \ k-1} & a_{j \ k+1} & \dots & a_{jn} \\ 0 & a_{11} & \dots & a_{1 \ k-1} & a_{1 \ k+1} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{j-1 \ 1} & \dots & a_{j-1 \ k-1} & a_{j-1 \ k+1} & \dots & a_{j-1 \ n} \\ 0 & a_{j+1 \ 1} & \dots & a_{j+1 \ k-1} & a_{j+1 \ k+1} & \dots & a_{j+1 \ n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & a_{n1} & \dots & a_{n \ k-1} & a_{n \ k+1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} \\ &= (-1)^{k+j-2} \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1 \ k-1} & a_{1 \ k+1} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{j-1 \ 1} & \dots & a_{j-1 \ k-1} & a_{j-1 \ k+1} & \dots & a_{j-1 \ n} \\ a_{j+1 \ 1} & \dots & a_{j+1 \ k-1} & a_{j+1 \ k+1} & \dots & a_{j+1 \ n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{n \ k-1} & a_{n \ k+1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix} \\ &= (-1)^{j+k} \Delta_{jk} \\ \therefore \quad \begin{vmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \check{\mathbf{e}}_j & \dots & \mathbf{a}_n \end{vmatrix} &= (-1)^{j+k} \Delta_{jk} \end{aligned}$$

$\tilde{a}_{jk} = (-1)^{j+k} \Delta_{jk}$ とおくと, X の (k, j) 成分について

$$(X)_{kj} = x_{kj} = (-1)^{j+k} \frac{\Delta_{jk}}{|A|} = \frac{\tilde{a}_{jk}}{|A|}$$

そこで

$$\tilde{A} = \begin{pmatrix} \tilde{a}_{11} & \tilde{a}_{21} & \cdots & \tilde{a}_{j1} & \cdots & \tilde{a}_{n1} \\ \tilde{a}_{12} & \tilde{a}_{22} & \cdots & \tilde{a}_{j2} & \cdots & \tilde{a}_{n2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \tilde{a}_{1k} & \tilde{a}_{2k} & \cdots & \tilde{a}_{jk} & \cdots & \tilde{a}_{nk} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \tilde{a}_{1n} & \tilde{a}_{2n} & \cdots & \tilde{a}_{jn} & \cdots & \tilde{a}_{nn} \end{pmatrix}$$

とおく. $\tilde{A}$ を A の**随伴行列**という. このとき,

命題 4.5.

$$A \cdot \tilde{A} = |A| \cdot E$$

こうして, $|A| \neq 0$ ならば,

$$A^{-1} = \frac{1}{|A|} \tilde{A}.$$

5 連立 1 次方程式の解法

5.1 掃出し法

まず, 次の 連立 1 次方程式:

$$(6.1.1) \quad \begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = 0 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = 0 \\ \vdots \\ a_{k1}x_1 + a_{k2}x_2 + \cdots + a_{kn}x_n = 0 \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = 0 \end{cases} \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

$$\text{は } A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix} \text{ とおくと,}$$

$$A\boldsymbol{x} = \boldsymbol{b}$$

と表すことができる.

注意 5.1. $m = n$ かつ $|A| \neq 0$ ならば (6.1.1) の解は $\boldsymbol{x} = A^{-1}\boldsymbol{b}$ に限る (一意解). 一方, $m \neq n$ の時は, A の行列式 $|A|$ は定義されないので, 行列式を用いない別の方法 (掃き出し法) を考える. ここで, 掃き出し法とはひとことで述べれば「**連立 1 次方程式の同値変形法**」である.

例. 次の 2 つの連立 1 次方程式は同値である.

$$(1) \begin{cases} 2x - 3y = 1 \\ -3x + 5y = -1 \end{cases} \implies \begin{cases} x + 0y = 2 \\ 0x + y = 1 \end{cases} \quad \therefore \quad \begin{cases} x = 2 \\ y = 1 \end{cases}$$

$$(2) \begin{cases} 2x - y = 1 \\ -4x + 2y = -2 \end{cases} \implies \begin{cases} 2x - y = 1 \\ 0x - 0y = 0 \end{cases} \quad \therefore \quad 2x - y = 1$$

$$(3) \begin{cases} x + 2y + 3z = 0 \\ 4x + 5y + 6z = 0 \\ 7x + 8y + 9z = 0 \end{cases} \implies \begin{cases} x + 2y + 3z = 0 \\ 0x - 3y - 6z = 0 \\ 0x - 6y - 12z = 0 \end{cases} \implies \begin{cases} x + 2y + 3z = 0 \\ y + 2z = 0 \\ y + 2z = 0 \end{cases}$$

$$\implies \begin{cases} x + 0y + (-1)z = 0 \\ 0x + y + 2z = 0 \\ 0x + 0y + 0z = 0 \end{cases} \quad \therefore \quad \begin{cases} x - z = 0 \\ y + 2z = 0 \end{cases}$$

これらの同値変形は係数行列に着目すれば次の操作 (**基本変形**) でなされている.

(1) ある行の定数倍を他の行に加える.

(2) ある行を定数倍する

(3) 二つの行の入れ換え

これらの操作は消去法として中・高校数学で広く知られている. そこで, これらの操作をある種の行列の (左からの) 積として定義する.

5.2 行列の基本変形

定義 5.1. m 次単位行列 E_m を 行ベクトル表示

$$E_m = \begin{pmatrix} \tilde{\boldsymbol{e}}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\boldsymbol{e}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\boldsymbol{e}}_j \\ \vdots \\ \tilde{\boldsymbol{e}}_m \end{pmatrix}$$

する, この時, 次の行列 (I).(II).(III) を定義する.

$$(I) \ P(i, j) = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{e}}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_j \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_m \end{pmatrix} : \text{単位行列 } E_m \text{ の } i \text{ 行と } j \text{ 行を入れ換えた } m \text{ 次正方行列}$$

$$(II) \ P(i|c) = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{e}}_1 \\ \vdots \\ c \cdot \tilde{\mathbf{e}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_j \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_m \end{pmatrix} : E_m \text{ の } i \text{ 行を } c \text{ 倍した行列}$$

$$(III) \ P(i, j|c) = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{e}}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_i \\ \vdots \\ c \cdot \tilde{\mathbf{e}}_i + \tilde{\mathbf{e}}_j \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{e}}_m \end{pmatrix} : E_m \text{ の } i \text{ 行を } c \text{ 倍して } j \text{ に加えた行列}$$

$P(i, j)$, $P(i|c)$, $P(i, j|c)$ をそれぞれ基本変形の行列 ((I),(II),(III)) という.

注意 5.2. 基本変形行列の行列式について,

$$(1) \ |P(i, j)| = -1$$

$$(2) \ |P(i|c)| = c$$

$$(3) \ |P(i, j|c)| = 1$$

命題 5.1. (m, n) 行列 $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{in} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{j1} & a_{j2} & \cdots & a_{jn} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{a}}_1 \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_i \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_j \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{a}}_m \end{pmatrix}$ に於いて

(I) $\underline{P(i, j) \cdot A}$: A の i 行と j 行を入れ換えた行列

(II) $\underline{P(i|c) \cdot A}$: A の i 行を c 倍した行列

(III) $\underline{P(i, j|c) \cdot A}$: A の i 行を c 倍して j 行に加えた行列

注意 5.3. 行列 A に基本変形 (I),(II),(III) を施すとは行列

$$P(i, j)A, \quad P(i|c)A, \quad P(i, j|c)A$$

を扱うことを意味する。実際は基本変形は基本変形行列を掛けるという面倒くさいことはしないでその操作および操作の結果を矢印を繋いで記述する。

例題 5.1.

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix} \xrightarrow{(1)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & -3 & -6 \\ 0 & -6 & -12 \end{pmatrix} \xrightarrow{(2)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \xrightarrow{(3)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(4)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

(1) : 1 行の (-4) 倍を 2 行に加え, 1 行の (-7) 倍を 3 行に加える.

(2) : 2 行を $\left(-\frac{1}{3}\right)$ 倍, 3 行を $\left(-\frac{1}{6}\right)$ 倍する.

(3) : 2 行の (-1) 倍を 3 行に加える.

(4) : 2 行の (-2) 倍を 1 行に加える.

最後の行列 $\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$ は簡約行列と呼ばれるものである (後述).

例題 5.2. $\begin{pmatrix} 8 & -4 & 5 & 5 & 9 \\ 1 & -3 & -5 & 0 & -7 \\ 7 & -5 & 1 & 4 & 1 \\ 3 & -1 & 3 & 2 & 5 \end{pmatrix} \xrightarrow{(1)} \begin{pmatrix} 1 & -3 & -5 & 0 & -7 \\ 8 & -4 & 5 & 5 & 9 \\ 7 & -5 & 1 & 4 & 1 \\ 3 & -1 & 3 & 2 & 5 \end{pmatrix} \xrightarrow{(2)} \begin{pmatrix} 1 & -3 & -5 & 0 & -7 \\ 0 & 20 & 45 & 5 & 65 \\ 0 & 16 & 36 & 4 & 50 \\ 0 & 8 & 18 & 2 & 26 \end{pmatrix}$

$$\begin{aligned}
& \xrightarrow{(3)} \begin{pmatrix} 1 & -3 & -5 & 0 & -7 \\ 0 & 4 & 9 & 1 & 13 \\ 0 & 8 & 18 & 2 & 25 \\ 0 & 8 & 18 & 2 & 26 \end{pmatrix} \xrightarrow{(4)} \begin{pmatrix} 1 & -3 & -5 & 0 & -7 \\ 0 & 4 & 9 & 1 & 13 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(5)} \begin{pmatrix} 1 & -3 & -5 & 0 & -7 \\ 0 & 4 & 9 & 1 & 13 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(6)} \\
& \begin{pmatrix} 1 & -3 & -5 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \frac{9}{4} & \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(7)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{7}{4} & \frac{3}{4} & 0 \\ 0 & 1 & \frac{9}{4} & \frac{1}{4} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}
\end{aligned}$$

(1) : 1 行と 2 行の入れ換え

(2) : 1 行の -8 倍を 2 行に, (-7) 倍を 3 行に, (-3) 倍を 4 行に加える.

(3) : 2 行を $\frac{1}{5}$ 倍, 3 行を $\frac{1}{2}$ 倍.

(4) : 2 行の (-2) 倍を 3 行, 4 行に加える.

(5) : 3 行の (-1) 倍.

(6) : 2 行の $\frac{1}{4}$ 倍

(7) : 2 行の 3 倍を 1 行に加える.

注意 5.4. 行列の基本変形の目的は基本変形操作を繰り返し行うことにより, 最終的には例題 5.2 にあるような簡約行列まで持ってくることである. この操作は操作の順番などによっても幾通りもある, どのような基本変形が適当かは行列による.

5.3 階段行列と行列の簡約化

次の形の行列を**階段行列**と呼び,

$$E_r^* = E(m, r)^* = \begin{pmatrix} \dots & \mathbf{1} & * & \dots & * & * & * & \dots & * & * & \dots & * & * & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & \mathbf{1} & * & \dots & * & * & \dots & * & * & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \mathbf{1} & \dots & * & * & \dots & * \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & * & * & \vdots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & \mathbf{1} & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

次の形の行列を**簡約行列**と呼ぶ.

$$E_r = E(m, r) = \begin{pmatrix} \dots & \mathbf{1} & * & \dots & * & 0 & * & \dots & * & 0 & * & \dots & 0 & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & \mathbf{1} & * & \dots & * & 0 & * & * & 0 & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \mathbf{1} & * & * & 0 & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & \mathbf{1} & \dots & * \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

即ち,

$$E_r = E(m, r) = (* \cdots * \mathbf{e}_1 \cdots \mathbf{e}_2 \cdots * \mathbf{e}_r * \cdots *)$$

行列の列を入れ替えて $\mathbf{a}_j^* = \begin{pmatrix} a_{1j}^* \\ a_{2j}^* \\ \vdots \\ a_{rj}^* \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad (r+1 \leq j \leq n)$

とおくと,

$$\begin{aligned} E_r = E(m, r) &= \begin{pmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \dots & \dots & \mathbf{e}_r & \mathbf{a}_{r+1}^* & \dots & \mathbf{a}_j^* & \dots & \mathbf{a}_n^* \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & a_{1r+1}^* & \dots & a_{1n}^* \\ 0 & 1 & \dots & 0 & a_{2r+1}^* & \dots & a_{2n}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & a_{rr+1}^* & \dots & a_{rn}^* \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

としてよい.

注意 5.5. 階段行列と簡約行列の違いは 1 の上は全て 0 になっているかどうかである. タイプ (III) の基本変形を有限回施せば 明らかに

$$\text{(階段行列)} \quad E_r^* \implies E_r \quad \text{(簡約行列)}$$

とできる.

一般には次が成立する.

定理 5.1. A を (m, n) 行列とする. そのとき, 有限回の基本変形の繰り返し (即ち, 基本変形の行列 (I).(II).(III) 達を A の左から順番に掛ける) により最終的には簡約行列 $E(n, r)$ まで変形できる. 即ち, 有限個の基本変形の積からなる行列 P により $PA = E(n, r)$ とできる.

定義 5.2.

$$\text{rank } A = r (\leq m, n) \xLeftrightarrow{\text{def.}} A \xrightarrow{\text{基本変形}} \cdots \rightarrow E(m, r)$$

5.4 連立 1 次方程式の拡大係数行列

連立 1 次方程式

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{n2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$$

に対し,

$$(A : \mathbf{b}) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} & b_1 \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} & b_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \cdots & a_{kn} & b_k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{n2} & \cdots & a_{mn} & b_m \end{pmatrix}$$

を**拡大係数行列**という. 今, $\text{rank } A = r$ とすれば, タイプ (I),(II),(III) の適当な基本変形行列 $P_1, P_2, \dots, P_s$ を選び $P = P_s P_{s-1} \cdots P_1$ と置くとき,

$$P \cdot A = E(m, r) \implies P \cdot (A\mathbf{x}) = P \cdot \mathbf{b} \implies (P \cdot A)\mathbf{x} = P\mathbf{b} \quad \therefore E(m, r)\mathbf{x} = P\mathbf{b}$$

簡単のため,

$$E(m, r) = \begin{pmatrix} 1 & \cdots & 0 & a_{1r+1}^* & \cdots & a_{1n}^* \\ \vdots & \ddots & & & & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & a_{rr+1}^* & \cdots & a_{rn}^* \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{vmatrix} E_r & A_{r,n-r}^* \\ O_{m-r,r} & O_{m-r,n-r} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \mathbf{e}_1 & \cdots & \mathbf{e}_r & \mathbf{a}_{r+1}^* & \cdots & \mathbf{a}_n^* \end{vmatrix}$$

とする. また, $\mathbf{b}^* = P\mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1^* \\ b_2^* \\ \vdots \\ b_r^* \\ b_{r+1}^* \\ \vdots \\ b_m^* \end{pmatrix}$ とおく. これは, ベクトル $\mathbf{b}$ の成分を A の基

本変形に合わせて基本変形したベクトルである.

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad \xLeftrightarrow{\text{同値}} \quad E(m, r)\mathbf{x} = \mathbf{b}^*$$

$$\therefore \begin{cases} x_1 + \sum_{k=r+1}^n a_{1k} x_k = b_1^* \\ x_2 + \sum_{k=r+1}^n a_{2k} x_k = b_2^* \\ \dots\dots\dots \\ x_r + \sum_{k=r+1}^n a_{rk} x_k = b_r^* \\ 0 = b_{r+1}^* \\ \vdots \\ 0 = b_n^* \end{cases}$$

こうして, $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ の解が存在するためには $b_{r+1}^* = b_{r+2}^* = \dots = b_m^* = 0$. でなければならない. この時, 解は唯一つとは限らない (不定解). 特に, $m \geq n$ かつ $\text{rank } A = n$ ならば $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ の解は唯一つ存在する (一意解). 以上より,

定理 5.2. $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ の解が存在するための必要十分条件は拡大係数行列 $\tilde{A} = (A : \mathbf{b})$ の階数と A の階数が一致する時, 即ち

$$\text{rank } \tilde{A} := \text{rank } (A : \mathbf{b}) = \text{rank } A$$

例題 5.3. (7.1.1) $\begin{cases} 3x_2 + 3x_3 - 2x_4 = -4 \\ x_1 + x_2 + 2x_3 + 3x_4 = 2 \\ x_1 + 2x_2 + 3x_3 + 2x_4 = 1 \\ x_1 + 3x_2 + 4x_3 + 2x_4 = -1 \end{cases} \iff \text{拡大係数行列 } \tilde{A} = \begin{pmatrix} 0 & 3 & 3 & -2 & -4 \\ 1 & 1 & 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 4 & 2 & -1 \end{pmatrix}$

$$\begin{pmatrix} 0 & 3 & 3 & -2 & -4 \\ 1 & 1 & 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 4 & 2 & -1 \end{pmatrix} \xrightarrow{(1)} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 3 & 2 \\ 0 & 3 & 3 & -2 & -4 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 4 & 2 & -1 \end{pmatrix} \xrightarrow{(2)} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 3 & 2 \\ 0 & 3 & 3 & -2 & -4 \\ 0 & 1 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 2 & 2 & -1 & -3 \end{pmatrix} \xrightarrow{(3)}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 3 & 2 \\ 0 & 1 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 3 & 3 & -2 & -4 \\ 0 & 2 & 2 & -1 & -3 \end{pmatrix} \xrightarrow{(4)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 4 & 3 \\ 0 & 1 & 1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix} \xrightarrow{(5)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 7 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

上記の操作は,

- (1): 1行と2行を入れ換える.
- (2): 1行の (-1) 倍を, それぞれ3行, 4行に加える.
- (3): 2行と3行を入れ換える.
- (4): 2行 (-1) 倍を1行に, (-3) 倍を3行に, (-2) 倍を4行に加える.
- (5): 3行 (-4) 倍を1行に, 1倍を2行に加える.

こうして(7.1.1)は次の連立1次方程式と同値である.

$$\begin{cases} x_1 + x_3 = 7 \\ x_2 + x_3 = -2 \\ x_4 = -1 \end{cases} \quad \therefore \quad \begin{cases} x_1 = 7 - x_3 \\ x_2 = -2 - x_3 \\ x_4 = -1 \end{cases} \quad \therefore \quad \begin{cases} x_1 = 7 - t \\ x_2 = -2 - t \\ x_3 = t \\ x_4 = -1 \end{cases}$$

$$\text{従って } \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 7 - t \\ -2 - t \\ t \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 7 \\ -2 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix} + t \begin{pmatrix} -1 \\ -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (t \text{ は任意の実数}) \quad \square$$

例題 5.4. $\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 4 & 5 & 6 \\ 7 & 8 & 9 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 2 \end{pmatrix}$ を解く. 拡大係数行列の基本変形

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 \\ 4 & 5 & 6 & -5 \\ 7 & 8 & 9 & 13 \end{pmatrix} \xrightarrow{(1)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 \\ 0 & -3 & -6 & -9 \\ 0 & -6 & -12 & 6 \end{pmatrix} \xrightarrow{(2)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 2 & -1 \end{pmatrix} \xrightarrow{(3)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 5 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & -4 \end{pmatrix}$$

に於いて, 3行目 $(0 \ 0 \ 0 \ -4) \neq (0 \ 0 \ 0 \ 0)$ なのでこの連立方程式に解はない.

ここで, 上記操作は

- (1): 1行の (-4) 倍を2行に, (-7) 倍を3行に加える.
- (2): 2行を (-3) で割り, 3行を (-6) で割る.
- (3): 2行の (-2) を1行に, (-1) を3行に加える. $\square$

注意 5.6. A を n 次正方行列とし, $\text{rank } A = n (\iff |A| \neq 0)$ とする. そのとき,

- (I).(II).(III) の基本変形行列 $P_1, P_2, \dots, P_s$ を選んで

$$P_s \cdot P_{s-1} \cdots P_1 \cdot A = E(n, n) = E_n \text{ (単位行列)}$$

とできる. $P = P_s \cdot P_{s-1} \cdots P_1$ とおくと $|P| \neq 0$. そこで, A を係数行列とする連立 1 次方程式

$$Ax = b$$

を考える. このとき,

$$Ax = b \implies P(Ax) = Pb \implies (PA)x = Pb \implies E_n x = Pb \quad \therefore \quad x = Pb = b^*$$

このことは, 拡大係数行列 $\tilde{A} = (A, b)$ に対し, 基本変形を繰り返す

$$\tilde{A} = (A, b) \longrightarrow (E_n, b^*) \quad \leftrightarrow \quad \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} & b_1^* \\ a_{21} & \cdots & a_{2n} & b_2^* \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} & b_n^* \end{pmatrix} \cdots \longrightarrow \cdots \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & b_1^* \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & b_2^* \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & b_n^* \end{pmatrix}$$

とできることを示している. 即ち, 拡大係数行列 (A, b) に於いて A を基本変

形して単位行列 E までもってきた時の「おつり」 $b^* = \begin{pmatrix} b_1^* \\ b_2^* \\ \vdots \\ b_n^* \end{pmatrix}$ が求める解であ

る. このように基本変形の繰り返しで連立 1 次方程式の解を求めることができるのである. これを「掃き出し法」による連立 1 次方程式の解法という.

- 同じような考え方を $Ax = b$ の行列版である次の行列方程式に対し適用する.

$$AX = B$$

但し, A, B は n 次正方行列で $\text{rank } A = n$ とし X を未知の行列とする. 今, 基本変形行列の積からなる行列 $P = P_s \cdot P_{s-1} \cdots P_1$ に対し,

$$PA = E(n, n) = E = E_n$$

$$\underline{AX = B} \implies \underline{P(AX) = PB} \implies \underline{(PA)X = PB} \implies \underline{EX = PB} \quad \therefore \quad X = PB =: B^*$$

このことを, 拡大係数行列 $(A; B)$ を用いて言い直せば

$$P(A; B) = (PA; PB) = (E; PB) \iff (A; B) \cdots \rightarrow \cdots (E; B^*)$$

すなわち, A を基本変形の繰り返しで単位行列 E に変形したときの「おつり」の B^* が解の行列である. 特に, $B = E$ のとき, $AX = E$ の解は $X = PE = P$ である, この X は A の逆行列であるので,

$$A^{-1} = P$$

即ち、基本変形操作 $(A; E) \cdots \longrightarrow \cdots (E; P)$ により、逆行列は求めることができる。

例題 5.5. $A = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 3 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & 0 & -2 & -6 \end{pmatrix}$ の逆行列を掃き出し法で求めよ。

拡大係数行列の基本変形

$$\begin{aligned}
 & \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -2 & -6 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{(1)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -2 & -6 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 2 & 3 & 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(2)} \\
 & \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & -2 & -5 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & -5 & -10 & -1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & -5 & -6 & -2 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(3)} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 5 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 2 & 5 & 10 & 1 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 5 & 6 & 2 & -1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(4)} \\
 & \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & -6 & -1 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 5 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 3 & 1 & 1 & -1 & 1 & 0 \end{pmatrix} \xrightarrow{(5)} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -6 & -2 & 0 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 5 & 3 & 0 & -5 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 4 & -1 & -5 & 3 \end{pmatrix} \xrightarrow{(6)} \\
 & \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 22 & -6 & -26 & 17 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & -17 & 5 & 20 & -13 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 4 & -1 & -5 & 3 \end{pmatrix} \therefore A^{-1} = \begin{pmatrix} 22 & -6 & -26 & 17 \\ -17 & 5 & 20 & -13 \\ -1 & 0 & 2 & -1 \\ 4 & -1 & -5 & 3 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

問 (1) ~ (6) はどのような基本変形したかを確認せよ。

□

例題 5.6. 次の行列方程式 $\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 1 \end{pmatrix} X = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 3 \\ 1 & 2 & 0 \\ 3 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ の解を掃き出し法で求めよ。

以下の拡大係数行列の基本変形により

$$\begin{aligned}
 & \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 3 \\ 1 & 2 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 2 & 1 & 1 & 3 & 1 & 1 \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & -3 \\ 0 & -1 & -1 & 3 & -1 & -5 \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & -1 & 0 & 6 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & -3 \\ 0 & 0 & -1 & 4 & 0 & -8 \end{pmatrix} \\
 & \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & -1 & 0 & 6 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & -3 \\ 0 & 0 & 1 & -4 & 0 & 8 \end{pmatrix} \longrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 3 & 0 & -2 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & -3 \\ 0 & 0 & 1 & -4 & 0 & 8 \end{pmatrix} \therefore X = \begin{pmatrix} 3 & 0 & -2 \\ 1 & 1 & -3 \\ -4 & 0 & 8 \end{pmatrix}
 \end{aligned}$$

問 どのような基本変形をしたかを確認せよ。

5.5 一次独立性と一次従属性

k 個の m 次元 (列) ベクトルの組 $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k\} \subset \mathbb{R}^m$ に対し,

$$\mathbf{a}_j = \begin{pmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \\ \vdots \\ a_{mj} \end{pmatrix} \neq \mathbf{0} \quad (1 \leq j \leq k)$$

とおく.

定義 5.3. $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k$ が一次独立であるとは, $x_1, x_2, \dots, x_k$ を未知数とする連立 1 次方程式

$$x_1 \mathbf{a}_1 + x_2 \mathbf{a}_2 + \dots + x_k \mathbf{a}_k = \mathbf{0}$$

の解が $x_1 = x_2 = \dots = x_k = 0$ に限るときをいう. 即ち,

$$A = (\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_k) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mk} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \end{pmatrix}$$

とおく. そのとき, 連立 1 次方程式

$$A\mathbf{x} = \mathbf{0} \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mk} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

の解が $\mathbf{x} = \mathbf{0}$ に限るとき. また, $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ が一次独立でないとき 1 次従属という.

命題 5.2. $\text{rank } A = \text{rank} (\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_k) = r (\leq \min\{m, k\})$ とする. そのとき, $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_k\}$ が 1 次独立であるための必要十分条件は $r = k$.

証明. A は適当な基本変形を繰り返すことにより簡約行列に変形できる:

$$A \cdots \longrightarrow \cdots E(m, r) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & a_{1r+1}^* & \dots & a_{1k}^* \\ 0 & 1 & \dots & 0 & a_{2r+1}^* & \dots & a_{2k}^* \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & a_{rr+1}^* & \dots & a_{rk}^* \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

今、基本変形の行列を P とすれば、

$$PA = P \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r & \mathbf{a}_{r+1} & \dots & \mathbf{a}_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{e}_1 & \dots & \mathbf{e}_r & P\mathbf{a}_{r+1} & \dots & P\mathbf{a}_k \end{pmatrix}$$

ここで、 $\mathbf{a}_j \neq \mathbf{0}$ ($j \geq 1$) なので

$$(6.1.1) \quad \mathbf{a}_j^* = P\mathbf{a}_j = \begin{pmatrix} a_{1j}^* \\ a_{2j}^* \\ \vdots \\ a_{rj}^* \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \neq \mathbf{0} \quad (j \geq r+1)$$

$A\mathbf{x} = \mathbf{0} \xLeftrightarrow{\text{同値}} E(m, r)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ より

$$\begin{cases} x_1 + \sum_{j=r+1}^k a_{1j}^* x_j = 0 \\ x_2 + \sum_{j=r+1}^k a_{2j}^* x_j = 0 \\ \vdots \\ x_r + \sum_{j=r+1}^k a_{rj}^* x_j = 0 \end{cases}$$

$r = k$ ならば $E(m, k)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ より $\mathbf{x} = \mathbf{0}$. よって $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ は 1 次独立である. また、 $r < k$ ならばこれらのベクトルは 1 次独立でないことを示そう. 今、 $\mathbf{a}_j^* = P\mathbf{a}_j \neq \mathbf{0}$ ($r+1 \leq j \leq k$) より

$$x_{r+1}\mathbf{a}_{r+1}^* + \dots + x_k\mathbf{a}_k^* = \begin{pmatrix} \sum_{j=r+1}^k a_{1j}^* x_j \\ \sum_{j=r+1}^k a_{2j}^* x_j \\ \vdots \\ \sum_{j=r+1}^k a_{rj}^* x_j \end{pmatrix} \neq \mathbf{0} \quad (\text{恒等的に零ベクトルでない})$$

実際、 $F = x_{r+1}\mathbf{a}_{r+1}^* + \dots + x_k\mathbf{a}_k^* \equiv \mathbf{0}$ なら、 $\frac{\partial F}{\partial x_j} = \mathbf{a}_j^* = \mathbf{0}$ となり $\mathbf{a}_j^* \neq \mathbf{0}$ に矛盾する. よって、 $(t_{r+1}, \dots, t_k) \neq (0, \dots, 0)$ で

$$t_{r+1}\mathbf{a}_{r+1}^* + \dots + t_k\mathbf{a}_k^* \neq \mathbf{0}$$

を満たすものが存在する。従って、ある $1 \leq i \leq r$ があって、

$$\sum_{j=r+1}^k t_j a_{ij}^* \neq 0$$

とできる。よって、 $x_i = -\sum_{j=r+1}^k t_j a_{ij}^* \neq 0$ 。こうして、 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ は 1 次独立でない。

注意 5.7. (6.1.1) より $r+1 \leq j \leq k$ に対し、

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_j^* &= P\mathbf{a}_j = a_{1j}^* \mathbf{e}_1 + a_{2j}^* \mathbf{e}_2 + \cdots + a_{rj}^* \mathbf{e}_r \\ &= a_{1j}^* P\mathbf{a}_1 + a_{2j}^* P\mathbf{a}_2 + \cdots + a_{rj}^* P\mathbf{a}_r \\ &= P(a_{1j}^* \mathbf{a}_1 + a_{2j}^* \mathbf{a}_2 + \cdots + a_{rj}^* \mathbf{a}_r) \end{aligned}$$

$|P| \neq 0$ より、 P^{-1} が存在する。よって、

$$\mathbf{a}_j = a_{1j}^* \mathbf{a}_1 + a_{2j}^* \mathbf{a}_2 + \cdots + a_{rj}^* \mathbf{a}_r \quad (r+1 \leq j \leq k)$$

すなわち、 $\mathbf{a}_j$ は $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r\}$ の**一次結合（線形結合）**として表される。

定義 5.4. ベクトル $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ と実数 $x_1, x_2, \dots, x_r$ のスカラー積の和

$$x_1 \mathbf{a}_1 + x_2 \mathbf{a}_2 + \cdots + x_r \mathbf{a}_r$$

を $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ の**線形結合（一次結合）**といい、それらベクトルの 1 次結合全体の集合

$$\left\langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \right\rangle_{\mathbb{R}^n} := \left\{ x_1 \mathbf{a}_1 + x_2 \mathbf{a}_2 + \cdots + x_r \mathbf{a}_r : x_1, \dots, x_r \in \mathbb{R} \right\}$$

をベクトル $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ で**張られる空間**という。

定理 5.3. (m, n) 行列 A を列ベクトル表示 $A = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n)$ とする。このとき、

$$\text{rank } A = \left\{ \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \text{ 中の一次独立なベクトルの最大数} \right\}$$

証明. 右辺における最大数を $r (\leq n)$ とする。順番を入れ換えることにより $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r$ を 1 次独立なベクトルとする。今、 $s = \text{rank } A > r$ ならば $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r, \dots, \mathbf{a}_s$ は 1 次独立。これは r の最大性に反する。一方、 $s < r$ ならば $\mathbf{a}_r$ は $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_s$ の 1 次結合として表される。よって $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_s, \mathbf{a}_r$ が 1 次従属である。これは、 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r$ の 1 次独立性に反する。 $\square$

6 ベクトル空間（部分空間）

6.1 定義と例

定義 6.1. $\mathbb{R}^m$ の部分集合 V が（部分）ベクトル空間（部分空間）とは

- (1) $\mathbf{0} \in V$.
- (2) $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V$ に対し, $\mathbf{x} + \mathbf{y} \in V$.
- (3) $\lambda \in \mathbb{R}, \mathbf{x} \in V$ に対し, $\lambda \cdot \mathbf{x} \in V$

例. (m, n) 行列 A を係数行列とする斉次連立 1 次方程式

$$A\mathbf{x} = \mathbf{0} \iff \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \mathbf{0}$$

の解全体（**解空間**という）：

$$V = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid A\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$$

は部分空間（ベクトル空間）である.

補題 6.1. $V = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid A\mathbf{x} = \mathbf{b}\}$ が部分空間であるためには $\mathbf{b} = \mathbf{0}$ でなければならない.

証明. $\mathbf{0} \in V$ より $\mathbf{0} = A\mathbf{0} = \mathbf{b} \quad \therefore \quad \mathbf{b} = \mathbf{0}$. 故に $\mathbf{b} \neq \mathbf{0}$ ならば V は部分空間ではない. $\square$

例. (1) $V_1 = \left\{ \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^3 \mid x_1 + x_2 + x_3 = 0, x_1 - x_3 = 0 \right\}$ は $\mathbb{R}^3$ の部分空間である.

実際, $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$ とおけば,

$$V_1 = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3 \mid A\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$$

と記述できるから部分空間である.

(2) $V_2 = \left\{ \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^3 \mid x_1 + x_2 + x_3 = 1, x_1 - x_3 = 0 \right\}$ は $\mathbb{R}^3$ の部分空間ではない.

実際, (1) の行列 A に対して,

$$V_2 = \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^3 \mid A\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \neq \mathbf{0} \}.$$

補題 6.1 により V_2 は $\mathbb{R}^3$ の部分空間でない.

(3) ▶ $A = O$ (零行列) のとき,

$$V = \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid O\mathbf{x} = \mathbf{0} \} = \mathbb{R}^n$$

▶ $A = E$ (単位行列) のとき,

$$V = \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid E\mathbf{x} = \mathbf{0} \} = \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \mathbf{x} = \mathbf{0} \} = \{ \mathbf{0} \}$$

6.2 基底と次元

例題 6.1. 数ベクトル空間 $\mathbb{R}^n$ の m 個のベクトル $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_m \in \mathbb{R}^n$ について

$$V := \left\langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_m \right\rangle_{\mathbb{R}} \stackrel{\text{def}}{=} \left\{ c_1 \mathbf{a}_1 + c_2 \mathbf{a}_2 + \dots + c_m \mathbf{a}_m \mid c_1, \dots, c_m \in \mathbb{R} \right\}$$

は $\mathbb{R}^n$ の部分空間である.

証明. $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in V, \lambda, \mu \in \mathbb{R}$ に対し,

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= x_1 \mathbf{a}_1 + x_2 \mathbf{a}_2 + \dots + x_r \mathbf{a}_m = \sum_{i=1}^m x_i \mathbf{a}_i \\ \mathbf{y} &= y_1 \mathbf{a}_1 + y_2 \mathbf{a}_2 + \dots + y_r \mathbf{a}_m = \sum_{i=1}^m y_i \mathbf{a}_i \end{aligned}$$

$$\lambda \mathbf{x} + \mu \mathbf{y} = \lambda \sum_{i=1}^m x_i \mathbf{a}_i + \mu \sum_{i=1}^m y_i \mathbf{a}_i = \sum_{i=1}^m (\lambda x_i + \mu y_i) \mathbf{a}_i \in V$$

□

定義 6.2. ベクトル $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ が部分空間 $V \subset \mathbb{R}^n$ の**基底**であるとは次の3つの条件を満たす時をいう.

$$(1) \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \in V$$

$$(2) \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \text{ は一次独立. 即ち, } \text{rank}(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r) = r$$

$$(3) V = \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \rangle_{\mathbb{R}}. \text{ 即ち, } V \text{ の任意の元 } \mathbf{x} \in V \text{ は } \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \text{ の 1 次結合}$$

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^r c_i \mathbf{a}_i$$

で表される

定義 6.3. $V \subset \mathbb{R}^n$ を部分空間とする. そのとき, V の基底の数を**次元**といい, $\dim V$ で表す.

注意 6.1 (V の基底を求める方法).

$$V = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid A\mathbf{x} = \mathbf{0}\} = \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \rangle_{\mathbb{R}}$$

なる一次独立ベクトル $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r$ を求める.

まず, 基本変形操作により

$$A = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix} \cdots \longrightarrow \cdots \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \dots \mathbf{e}_{i_1} & \dots & \mathbf{e}_{i_2} & \dots & \mathbf{e}_{i_r} & \mathbf{0} \dots \mathbf{0} \end{pmatrix}$$

と変形されたとする. このとき, $\text{rank } A = r$ である. 基本変形では列の入れ替えは行っていないことに注意して, 各単位基本ベクトル $\mathbf{e}_{i_k}$ に対応する A の左から i_k 番目の列ベクトルを $\mathbf{a}_{i_k}$ とすれば

$$V = \langle \mathbf{a}_{i_1}, \mathbf{a}_{i_2}, \dots, \mathbf{a}_{i_r} \rangle$$

□

命題 6.1. $V = \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \rangle_{\mathbb{R}} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid A\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$ となる行列 A が存在する.

解. $\mathbf{x} \in V = \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \rangle_{\mathbb{R}}$ をとる. そのとき,

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^r c_i \mathbf{a}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \end{pmatrix}$$

と表される. $\text{rank}(\mathbf{a}_1 \ \dots \ \mathbf{a}_r) = r$ より, 基本変形の行列 (の積) P が存在して,

$$P(\mathbf{a}_1 \ \dots \ \mathbf{a}_r) = (\mathbf{e}_1 \ \dots \ \mathbf{e}_r) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}$$

とできる.

$$\therefore P\mathbf{x} = P(\mathbf{a}_1 \ \dots \ \mathbf{a}_r) \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \end{pmatrix} = (\mathbf{e}_1 \ \dots \ \mathbf{e}_r) \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

そこで, $E(n-r) = (\mathbf{0} \ \dots \ \mathbf{0} \ \mathbf{e}_{r+1} \ \dots \ \mathbf{e}_n)$, $A = E(n-r) \cdot P$ とおく. そのとき,

$$A\mathbf{x} = E(n-r) \cdot P\mathbf{x} = E(n-r) (\mathbf{e}_1 \ \dots \ \mathbf{e}_r) \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_r \end{pmatrix} = \mathbf{0} \in \mathbb{R}^n$$

$$\therefore A\mathbf{x} = \mathbf{0}$$

実際, 容易に

$$E(n-r) (\mathbf{e}_1 \ \dots \ \mathbf{e}_r) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix} = O_n$$

が分かる. ゆえに,

$$\langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \rangle_{\mathbb{R}} = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : A\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$$

□

命題 6.2. V を $\mathbb{R}^n$ の部分空間で $\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r\}$ および $\{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_r\}$ をそれぞれ V の基底とする. そのとき, r 次正則行列 C で

$$\begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 & \dots & \mathbf{b}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r \end{pmatrix} \cdot C$$

を満たすものが存在する.

証明. $\langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_r \rangle_{\mathbb{R}} = \langle \mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_r \rangle_{\mathbb{R}}$ より, $c_{1j}, c_{2j}, \dots, c_{rj} \in \mathbb{R}$ があつて,

$$\mathbf{b}_j = c_{1j}\mathbf{a}_1 + c_{2j}\mathbf{a}_2 + \dots + c_{rj}\mathbf{a}_r \quad (1 \leq j \leq r)$$

と表される.

$$\therefore \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 & \dots & \mathbf{b}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1r} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{r1} & c_{r2} & \dots & c_{rr} \end{pmatrix}$$

同様に,

$$\begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{b}_1 & \dots & \mathbf{b}_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1r} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{r1} & d_{r2} & \dots & d_{rr} \end{pmatrix}$$

$$\therefore \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \dots & \mathbf{a}_r \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1r} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{r1} & c_{r2} & \dots & c_{rr} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1r} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{r1} & d_{r2} & \dots & d_{rr} \end{pmatrix}$$

ここで,

$$\begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \dots & c_{1r} \\ c_{21} & c_{22} & \dots & c_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{r1} & c_{r2} & \dots & c_{rr} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & d_{1r} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & d_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{r1} & d_{r2} & \dots & d_{rr} \end{pmatrix} = CD = \begin{pmatrix} \delta_{11} & \delta_{12} & \dots & \delta_{1r} \\ \delta_{21} & \delta_{22} & \dots & \delta_{2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \delta_{r1} & \delta_{r2} & \dots & \delta_{rr} \end{pmatrix}$$

とおくと, $1 \leq i \leq r$ に対し

$$\mathbf{a}_i = \sum_{k=1}^r \delta_{ki} \mathbf{a}_k \quad \therefore \quad \sum_{k \neq i} \delta_{ki} \mathbf{a}_k + (\delta_{ii} - 1) \mathbf{a}_i = \mathbf{0}$$

$\{\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r\}$ は 1 次独立だから

$$\delta_{ki} = 0 \ (k \neq i), \ \delta_{ii} = 1$$

こうして $CD = E_r$ (r 次単位行列). こうして $D = C^{-1}$. 以上より, C は r 次正則行列である. □

6.3 演習問題と略解

□ 次の各問のベクトルについて次の3つの作業をせよ.

- (i) 1次独立な最大個数を r を求めよ.
- (ii) r 個の1次独立なベクトルを前の方から順に並べよ.
- (iii) 他のベクトルを (ii) で上げたベクトルの1次結合として表せ.

$$\begin{aligned}
 (1) \quad \mathbf{a}_1 &= \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 3 \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ -3 \\ -2 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_4 = \begin{pmatrix} -2 \\ -4 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_5 = \begin{pmatrix} -1 \\ -4 \\ 7 \\ 0 \end{pmatrix} \\
 A = (\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \mathbf{a}_3 \ \mathbf{a}_4 \ \mathbf{a}_5) &= \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & -2 & -1 \\ 1 & 2 & 3 & -4 & -4 \\ 3 & 0 & -3 & 1 & 7 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 2 & -2 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & -1 & -2 & -1 & 0 \end{pmatrix} \rightarrow \\
 \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 2 & -2 & -3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -3 & -3 \end{pmatrix} &\rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = (\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \mathbf{a}_3^* \ \mathbf{e}_4 \ \mathbf{a}_5^*)
 \end{aligned}$$

$\therefore \text{rank } A = 3$. また, $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_4$ に対応する A の列ベクトル $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_4$ が1次独立となる, $\mathbf{a}_3^* = -\mathbf{e}_1 + 2\mathbf{e}_2$, $\mathbf{a}_5^* = 2\mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2 + \mathbf{e}_4$. こうして,

$$\mathbf{a}_3 = -\mathbf{a}_1 + 2\mathbf{a}_2, \quad \mathbf{a}_5 = 2\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2 + \mathbf{a}_4$$

$$\begin{aligned}
 (2) \quad \mathbf{a}_1 &= \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 4 \\ 3 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_3 = \begin{pmatrix} 5 \\ 3 \\ 10 \\ 8 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_4 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 2 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \\
 A = (\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \mathbf{a}_3 \ \mathbf{a}_4 \ \mathbf{a}_5) &= \begin{pmatrix} 1 & 2 & 5 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 & 1 & 0 \\ 4 & 2 & 10 & 1 & 1 \\ 3 & 1 & 8 & 2 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & -2 & -3 & 1 \\ 0 & 1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix} \rightarrow \\
 \begin{pmatrix} 0 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 3 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} &\rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 3 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = (\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \mathbf{a}_3^* \ \mathbf{e}_4 \ \mathbf{a}_5^*)
 \end{aligned}$$

∴ rank = 3. $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_4$ に対応する $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_4$ が一次独立,

$$\mathbf{a}_3^* = 3\mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2, \quad \mathbf{a}_5^* = -\mathbf{e}_1 + 2\mathbf{e}_2 + \mathbf{e}_3$$

より,

$$\mathbf{a}_3 = 3\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2, \quad \mathbf{a}_5 = -\mathbf{a}_1 + 2\mathbf{a}_2 + \mathbf{a}_3$$

$$(3) \quad \mathbf{a}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_2 = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \\ 2 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_4 = \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 2 \\ 4 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_5 = \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \\ 3 \\ -1 \end{pmatrix}$$

$$A = (\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \mathbf{a}_3 \ \mathbf{a}_4 \ \mathbf{a}_5) = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 2 \\ 1 & 0 & -1 & 2 & 3 \\ 1 & 1 & 2 & 4 & -1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 2 \\ 0 & -2 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 2 & -4 \end{pmatrix} \rightarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 2 \\ 0 & 0 & -2 & -2 & 4 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 4 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} = (\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \mathbf{e}_3 \ \mathbf{a}_4^* \ \mathbf{a}_5^*)$$

∴ rank = 3, $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$ に対応する $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3$ が 1 次独立,

$$\mathbf{a}_4^* = 3\mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2 + \mathbf{a}_3, \quad \mathbf{a}_5^* = \mathbf{e}_1 + 2\mathbf{e}_2 - 2\mathbf{e}_3$$

$$\therefore \mathbf{a}_4 = 3\mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2 + \mathbf{a}_3, \quad \mathbf{a}_5 = \mathbf{a}_1 + 2\mathbf{a}_2 - 2\mathbf{a}_3$$

□ 次の部分空間（解空間）の次元と 1 組の基底を求めよ.

(1)

$$W = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^5 \mid \begin{pmatrix} 2 & 0 & -1 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 1 & -5 \\ 3 & 1 & 4 & -7 & 10 \end{pmatrix} \mathbf{x} = \mathbf{0} \right\}$$

$$= \left\langle \begin{pmatrix} 0 \\ -5 \\ 3 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -3 \\ 7 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{R}}, \quad \dim W = 2$$

解. $\begin{pmatrix} 2 & 0 & -1 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 1 & -5 \\ 3 & 1 & 4 & -7 & 10 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 & -5 \\ 2 & 0 & -1 & 3 & 4 \\ 3 & 1 & 4 & -7 & 10 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 & 1 & -5 \\ 0 & -4 & -7 & 1 & 4 \\ 0 & -5 & -5 & -10 & 25 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & -3 & 5 \\ 0 & 1 & 1 & 2 & -5 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & 2 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & 10 & 0 & 3 \\ 0 & 1 & 0 & 5 & -7 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & 2 \end{pmatrix} \mathbf{x} = \mathbf{0} \quad \therefore \begin{cases} x_1 + 3x_5 = 0 \\ x_2 + 5x_4 - 7x_5 = 0 \\ x_3 - 3x_4 + 2x_5 = 0 \end{cases}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -3x_5 \\ -5x_4 + 7x_5 \\ 3x_4 - 2x_5 \\ x_4 \\ x_5 \end{pmatrix} = x_4 \begin{pmatrix} 0 \\ -5 \\ 3 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + x_5 \begin{pmatrix} -3 \\ 7 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in \left\langle \begin{pmatrix} 0 \\ -5 \\ 3 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -3 \\ 7 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle$$

より示される.

(2)

$$\begin{aligned} W &= \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^5 \mid \begin{array}{l} x_1 - 2x_2 + x_3 + 2x_4 + 3x_5 = 0 \\ 2x_1 - 4x_2 + 3x_3 + 3x_4 + 8x_5 = 0 \end{array} \right\} \\ &= \left\langle \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -3 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle, \quad \dim W = 3 \end{aligned}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 & 2 & 3 \\ 2 & -4 & 3 & 3 & 8 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -2 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 2 \end{pmatrix} \mathbf{x} = \mathbf{0} \quad \therefore \begin{cases} x_1 - 2x_2 + 3x_4 + x_5 = 0 \\ x_3 - x_4 + x_5 = 0 \end{cases}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2x_2 - 3x_4 - x_5 \\ x_2 \\ x_4 - 2x_5 \\ x_4 \\ x_5 \end{pmatrix} = x_2 \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + x_4 \begin{pmatrix} -3 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + x_5 \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in \left\langle \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -3 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle$$

(3)

$$\begin{aligned} W &= \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^3 \mid \begin{array}{l} x_1 + 2x_2 - x_3 = 0 \\ 3x_1 - 3x_2 + 2x_3 = 0 \end{array} \right\} \\ &= \left\langle \begin{pmatrix} -1 \\ \frac{5}{9} \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle, \quad \dim W = 1 \end{aligned}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 & -1 \\ 3 & -3 & 2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{1}{9} \\ 0 & 1 & -\frac{5}{9} \end{pmatrix} \mathbf{x} = \mathbf{0} \quad \therefore \begin{cases} x_1 + \frac{1}{9}x_3 = 0 \\ x_2 - \frac{5}{9}x_3 = 0 \end{cases}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{9}x_3 \\ \frac{5}{9}x_3 \\ x_3 \end{pmatrix} = x_3 \begin{pmatrix} -\frac{1}{9} \\ \frac{5}{9} \\ 1 \end{pmatrix} \in \left\langle \begin{pmatrix} -\frac{1}{9} \\ \frac{5}{9} \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle = \left\langle \begin{pmatrix} -1 \\ 5 \\ 9 \end{pmatrix} \right\rangle$$

(4)

$$W = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^4 \mid \begin{array}{l} x_1 + x_2 - x_3 + x_4 = 0 \\ 3x_1 + x_2 + 2x_3 - x_4 = 0 \end{array} \right\}$$

$$= \left\langle \begin{pmatrix} -\frac{3}{2} \\ \frac{5}{2} \\ \frac{5}{2} \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{R}}, \quad \dim W = 2$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & -1 & 1 \\ 3 & 1 & 2 & -1 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{3}{2} & -1 \\ 0 & 1 & -\frac{5}{2} & 2 \end{pmatrix} \mathbf{x} \quad \therefore \begin{cases} x_1 + \frac{3}{2}x_3 - x_4 = 0 \\ x_2 - \frac{5}{2}x_3 + 2x_4 = 0 \end{cases}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{3}{2}x_3 - 2x_4 \\ \frac{5}{2}x_3 - 2x_4 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = x_3 \begin{pmatrix} -\frac{3}{2} \\ \frac{5}{2} \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} + x_4 \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \in \left\langle \begin{pmatrix} -\frac{3}{2} \\ \frac{5}{2} \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle$$

□3

$\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3\}$ が部分空間 W の基底であるとき、次のベクトルの組は W の基底となるか調べよ.

(1) $\mathbf{b}_1 = 2\mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2 - \mathbf{a}_3, \mathbf{b}_2 = \mathbf{a}_1 + 2\mathbf{a}_2 + \mathbf{a}_3, \mathbf{b}_3 = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_2 + \mathbf{a}_3$

(2) $\mathbf{b}_1 = \mathbf{a}_1 - \mathbf{a}_2 + \mathbf{a}_3, \mathbf{b}_2 = -\mathbf{a}_1 + 3\mathbf{a}_2 - \mathbf{a}_3, \mathbf{b}_3 = \mathbf{a}_1 + \mathbf{a}_3$

略解)

(1) $(\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_3) = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3)A$, 但し, $A = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$, $\text{rank } A = 3$ ゆえ基

底である.

(2) $(\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_3) = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3)A$, 但し, $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ -1 & 3 & 0 \\ 1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$, $\text{rank } A = 2$ ゆえ

基底でない.

7 線形写像 (一次写像)

7.1 線形写像の定義と性質

定義 7.1. n 次元数ベクトル空間 $\mathbb{R}^n$ から $\mathbb{R}^m$ への写像 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ が線形写像 (または一次写像) であるとは、次を満たすとき:

(1) ベクトル $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ に対して, $f(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = f(\mathbf{x}) + f(\mathbf{y})$.

(2) 実数 (スカラー) $c \in \mathbb{R}$ およびベクトル $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ に対して, $f(c\mathbf{x}) = cf(\mathbf{x})$

注意 7.1. ▶ (2) より $f(0 \cdot \mathbf{x}) = 0 \cdot f(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \quad \therefore \quad f(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$.

▶ $a, b \in \mathbb{R}$ および $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ に対し, (1), (2) より, $f(a\mathbf{x} + b\mathbf{y}) = af(\mathbf{x}) + bf(\mathbf{y})$.

定理 7.1. $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ を線型写像とする. そのとき, (m, n) 行列 A を用いて, $f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x}$ ($\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$) と表せる.

証明. $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = x_1\mathbf{e}_1 + x_2\mathbf{e}_2 + \cdots + x_n\mathbf{e}_n = \sum_{k=1}^n x_k\mathbf{e}_k$ と表す. $\mathbf{e}_i \in \mathbb{R}^n$ ($1 \leq i \leq n$) は単位基本ベクトルである.

$$f(\mathbf{x}) = f\left(\sum_{k=1}^n x_k\mathbf{e}_k\right) = \sum_{k=1}^n x_k f(\mathbf{e}_k) = \begin{pmatrix} f(\mathbf{e}_1) & f(\mathbf{e}_2) & \cdots & f(\mathbf{e}_n) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$$

今, $\mathbf{a}_j = f(\mathbf{e}_j) \in \mathbb{R}^m$ ($1 \leq j \leq n$) とおき, $A = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix}$ とおくと, A は (m, n) 行列であり

$$f(\mathbf{x}) = A \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = A\mathbf{x}$$

□

7.2 線形写像の核と像

定義 7.2. 線形写像 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ の核 $\text{Ker}(f)$ および像 $\text{Im}(f)$ を次で定義する.

$$\text{Ker}(f) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : f(\mathbf{x}) = \mathbf{0}\}$$

$$\text{Im}(f) = \{f(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^m : \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n\}$$

注意 7.2. 線型写像 $f(\mathbf{x})$ に対し, $A = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \cdots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} f(\mathbf{e}_1) & f(\mathbf{e}_2) & \cdots & f(\mathbf{e}_n) \end{pmatrix}$ とおくと A は (m, n) 行列で $f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x}$ と表される. そのとき,

(i) $\mathbf{Ker}(f)$ は連立一次方程式 $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$ の解空間である.

実際, $\mathbf{Ker}(f) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : A\mathbf{x} = \mathbf{0}\}$ である.

(ii) $\mathbf{Im}(f) = \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \rangle_{\mathbb{R}}$

実際, $\mathbf{y} \in \mathbf{Im}(f)$ をとる. そのとき, $\mathbf{y} = f(\mathbf{x})$ となるベクトル $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ が存在する. $\mathbf{x} = \sum_{k=1}^n x_k \mathbf{e}_k$ と表されるので,

$$\mathbf{y} = f(\mathbf{x}) = f\left(\sum_{k=1}^n x_k \mathbf{e}_k\right) = \sum_{k=1}^n x_k f(\mathbf{e}_k) \in \langle f(\mathbf{e}_1), f(\mathbf{e}_2), \dots, f(\mathbf{e}_n) \rangle$$

$$\therefore \mathbf{y} \in \langle f(\mathbf{e}_1), f(\mathbf{e}_2), \dots, f(\mathbf{e}_n) \rangle = \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \rangle$$

$$\therefore \mathbf{Im}(f) \subset \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \rangle_{\mathbb{R}}.$$

逆に, $\mathbf{y} \in \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \rangle_{\mathbb{R}}$ をとれば,

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= c_1 \mathbf{a}_1 + c_2 \mathbf{a}_2 + \cdots + c_n \mathbf{a}_n = c_1 f(\mathbf{e}_1) + c_2 f(\mathbf{e}_2) + \cdots + c_n f(\mathbf{e}_n) \\ &= f(c_1 \mathbf{e}_1 + c_2 \mathbf{e}_2 + \cdots + c_n \mathbf{e}_n) = f\left(\begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_n \end{pmatrix}\right) = f(\mathbf{c}) \in \mathbf{Im}(f) \end{aligned}$$

よって, $\mathbf{y} \in \mathbf{Im}(f) \quad \therefore \quad \langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \rangle_{\mathbb{R}} \subset \mathbf{Im}(f)$. 以上より, 主張 (ii) を得る. $\square$

7.3 $\mathbf{Ker}(f)$, $\mathbf{Im}(f)$ の基底と次元

まず, $\mathbf{Ker}(f)$ の基底と次元について考えよう.

線形写像 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \iff f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x}$, 但し, A は (m, n) 行列で $\text{rank } A = r$ とする. 基本変形を繰り返すことにより, 簡略行列まで変形されたとする (実際は必ずしも番号順に並ばないが, 議論を簡単にするのためにこのような仮定をおく):

$$A = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n) \rightarrow E(n, r) = \begin{pmatrix} \mathbf{e}_1 & \mathbf{e}_2 & \cdots & \mathbf{e}_r & \mathbf{b}_1 & \cdots & \mathbf{b}_{n-r} \end{pmatrix}$$

ここで, $\mathbf{b}_k = \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ \vdots \\ b_{rk} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \quad (1 \leq k \leq n-r)$ とおく. 今

$$A\mathbf{x} = \mathbf{0} \quad \xLeftrightarrow{\text{同値}} \quad E(n, r)\mathbf{x} = \mathbf{0}$$

$E(n, r)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ を連立一次方程式として書き直すと,

$$\begin{cases} x_1 + \sum_{i=1}^{n-r} b_{1i}x_{r+i} = 0 \\ x_2 + \sum_{i=1}^{n-r} b_{2i}x_{r+i} = 0 \\ \vdots \\ x_r + \sum_{i=1}^{n-r} b_{ri}x_{r+i} = 0 \end{cases}$$

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_r \\ x_{r+1} \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = -x_{r+1}\mathbf{b}_1^* - x_{r+2}\mathbf{b}_2^* - \cdots - x_n\mathbf{b}_{n-r}^* \in \langle \mathbf{b}_1^*, \mathbf{b}_2^*, \dots, \mathbf{b}_{n-r}^* \rangle_{\mathbb{R}}$$

ここに,

$$\mathbf{b}_1^* = \begin{pmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ \vdots \\ b_{r1} \\ -1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b}_2^* = \begin{pmatrix} b_{12} \\ b_{22} \\ \vdots \\ b_{r2} \\ 0 \\ -1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \dots, \quad \mathbf{b}_k^* = \begin{pmatrix} b_{1k} \\ b_{2k} \\ \vdots \\ b_{rk} \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \dots, \quad \mathbf{b}_{n-r}^* = \begin{pmatrix} b_{1r} \\ b_{2r} \\ \vdots \\ b_{rr} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ -1 \end{pmatrix}$$

今, $\text{rank}(b_1^*, b_2^*, \dots, b_{n-r}^*) = n - r$ なので $b_1^*, b_2^*, \dots, b_{n-r}^*$ は 1 次独立である. また, $x \in \text{Ker}(f)$ が $b_1^*, b_2^*, \dots, b_{n-r}^*$ の 1 次結合で表されるから, $b_1^*, b_2^*, \dots, b_{n-r}^*$ は $\text{Ker}(f)$ の基底である. こうして,

$$\text{Ker}(f) = \langle b_1^*, b_2^*, \dots, b_{n-r}^* \rangle_{\mathbb{R}} \quad \therefore \dim \text{Ker}(f) = n - r = n - \text{rank } A$$

この事から $\text{Ker}(f)$ の (1 つの) 基底と次元がわかる.

次に, $\text{Im}(f)$ の基底と次元について考えよう.

基本変形により

$$A \cdots \longrightarrow \cdots E(n, r) = \begin{pmatrix} \cdots & e_{i_1} & \cdots & e_{i_2} & \cdots & e_{i_r} & \cdots \end{pmatrix}$$

を得る. $e_{i_1}, e_{i_2}, \dots, e_{i_r}$ に対応する $(a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n)$ の列ベクトルを $\{a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_r}\}$ とする (行変形なので並びの順は変わらない). このとき, $k \neq i_1, \dots, i_r$ に対し, $P(a_k)$ は $e_{i_1}, e_{i_2}, \dots, e_{i_r}$ の 1 次結合で表される. 故に, a_k は $a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_r}$ の 1 次結合で表される. 即ち, $a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_r}$ は $\text{Im}(f)$ の基底である. こうして

$$\text{Im}(f) = \langle a_1, a_2, \dots, a_n \rangle_{\mathbb{R}} = \langle a_{i_1}, a_{i_2}, \dots, a_{i_r} \rangle_{\mathbb{R}} \quad \therefore \dim \text{Im}(f) = \text{rank } A = r$$

以上より,

定理 7.2. 線型写像 $f: \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^m$; $f(x) = Ax$ に於いて,

- (1) $\dim \text{Ker}(f) = n - \text{rank } A$
- (2) $\dim \text{Im}(f) = \text{rank } A$
- (3) $\dim \text{Ker}(f) + \dim \text{Im}(f) = n$

8 固有値と固有ベクトル

8.1 行列の対角化 (イントロ)

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = (a_1, a_2, \dots, a_n) \text{ を } n \text{ 次正方行列とする.}$$

今, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n \in \mathbb{C}$ (または $\mathbb{R}$) に対してそれぞれ, 零ベクトルでないベクトル

$$0 \neq x_1, 0 \neq x_2, \dots, 0 \neq x_n \in \mathbb{R}^n$$

が存在して

$$(8.1.1) \quad \begin{cases} A\mathbf{x}_1 = \lambda_1\mathbf{x}_1 \\ A\mathbf{x}_2 = \lambda_2\mathbf{x}_2 \\ \dots\dots\dots \\ A\mathbf{x}_n = \lambda_n\mathbf{x}_n \end{cases}$$

が成り立つとする. このとき,

$$\begin{aligned} A(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) &= (A\mathbf{x}_1, A\mathbf{x}_2, \dots, A\mathbf{x}_n) \\ &= (\lambda_1\mathbf{x}_1, \lambda_2\mathbf{x}_2, \dots, \lambda_n\mathbf{x}_n) \\ &= (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$Q = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$ とおくと, Q は n 次正方行列であり,

$$AQ = Q \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{pmatrix}$$

を得る.

もし, $|Q| \neq 0$ ならば, 逆行列 Q^{-1} が存在して

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{pmatrix}$$

を得る. これを, 行列 A の**対角化**という. 一般には, $|Q| \neq 0$ とは限らない.

$$|Q| \neq 0 \iff \text{rank} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_n \end{pmatrix} = n$$

8.2 行列の固有値と固有ベクトル

A を n 次正方行列とする. 零ベクトルでないベクトル $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ およびスカラー $\lambda \in \mathbb{C}$ に対し,

$$A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$$

をみたすとき、 λ を A の**固有値**という、 $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x}(\lambda)$ を λ に対する**固有ベクトル**という。(実際、 λ が決まれば $\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x}(\lambda)$ が決まる)

$$A\boldsymbol{x} = \lambda\boldsymbol{x} \iff (A - \lambda E)\boldsymbol{x} = \mathbf{0}$$

$\boldsymbol{x} \neq \mathbf{0}$ より、 $|A - \lambda E| = \det(A - \lambda E) = 0$ を得る。何故なら、 $|A - \lambda E| \neq 0$ ならば、逆行列 $(A - \lambda E)^{-1}$ が存在し、 $\boldsymbol{x} = (A - \lambda E)^{-1} \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}$ となり、 $\boldsymbol{x} \neq \mathbf{0}$ に反する。故に、 $|A - \lambda E| = 0$ でなければならない。一方、

$$|A - \lambda E| = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix} = 0$$

は行列式を展開することにより、

$$\lambda^n - \operatorname{tr}(A)\lambda^{n-1} + \cdots + (-1)^n |A| = 0 \quad \cdots \quad (8.2.1)$$

を得る。但し、 $\operatorname{tr}(A) = a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn}$ (A のトレースという)。

定義 8.1. n 次方程式 (8.2.1) を行列 A の**固有方程式** (**特性方程式**)という。

定理 8.1. 固有方程式 (8.2.1) は複素数の範囲で重解も含め n 個の解を持つ。それらを、 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ とおくと、解と係数の関係から、

$$\begin{aligned} \lambda_1 + \lambda_2 + \cdots + \lambda_n &= a_{11} + a_{22} + \cdots + a_{nn} \\ \lambda_1 \cdot \lambda_2 \cdots \lambda_n &= (-1)^n |A| \end{aligned}$$

を得る。

注意 8.1. ▶ $|A - \lambda E| = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda \end{vmatrix} = 0$ から

$$\lambda^2 - (a_{11} + a_{22})\lambda + \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} = 0$$

を得る。

$$\text{▶ } |A - \lambda E| = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} - \lambda \end{vmatrix} = 0 \text{ から}$$

$$\therefore \lambda^3 - (a_{11} + a_{22} + a_{33})\lambda^2 + \left(\begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} \\ a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} a_{11} & a_{13} \\ a_{31} & a_{32} \end{vmatrix} \right) \lambda + \begin{vmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{vmatrix} = 0$$

を得る.

$$\lambda^3 - (a_{11} + a_{22} + a_{33})\lambda + (\Delta_{11} + \Delta_{22} + \Delta_{33})\lambda - |A| = 0$$

ここに, Δ_{ii} ($i = 1, 2, 3$) は A から i 行 i 列を除いた残りの 2 次行列式.

例題 8.1. 行列 $A = \begin{pmatrix} 6 & -3 & -7 \\ -1 & 2 & 1 \\ 5 & -3 & -6 \end{pmatrix}$ の固有方程式と固有値を求め, 対角化可能な
ら対角化せよ..

解.

$$\text{tr}(A) = 6 + 2 - 6 = 2$$

$$\Delta_{11} = \begin{vmatrix} 2 & 1 \\ -3 & -6 \end{vmatrix} = -12 + 3 = -9$$

$$\Delta_{22} = \begin{vmatrix} 6 & -7 \\ 5 & -6 \end{vmatrix} = -36 + 35 = -1$$

$$\Delta_{33} = \begin{vmatrix} 6 & -3 \\ -1 & 2 \end{vmatrix} = 12 - 3 = 9$$

$$|A| = -72 - 21 - 15 + 70 + 18 + 18 = -2$$

よって固有方程式は

$$\lambda^3 - 2\lambda^2 + (-9 - 1 + 9)\lambda + 2 = \lambda^3 - 2\lambda^2 - \lambda + 2 = (\lambda + 1)(\lambda - 1)(\lambda - 2) = 0$$

よって固有値は $\lambda = -1, 1, 2$.

次に, $\lambda = -1, 1, 2$ に対する固有ベクトルを求める. $(A - \lambda E)\mathbf{x} = \mathbf{0}$ かつ $|A - \lambda E| = 0$ より, $\text{rank}(A - \lambda E) < 3$ であることに注意.

$$\blacktriangleright \lambda = -1 \implies (A - \lambda E)\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 7 & -3 & -7 \\ -1 & 3 & 1 \\ 5 & -3 & -5 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -3 & -1 \\ 7 & -3 & -7 \\ 5 & -3 & -5 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -3 & -1 \\ 0 & 18 & 0 \\ 0 & 12 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -3 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}$$

$$(A - \lambda E)\mathbf{x} = \mathbf{0} \iff \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 - x_3 \\ x_2 \\ 0 \end{pmatrix} = \mathbf{0} \quad \therefore x_1 = x_3, x_2 = 0$$

$$\therefore \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_3 \\ 0 \\ x_3 \end{pmatrix} = x_3 \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad \therefore \mathbf{x}(-1) = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\blacktriangleright \lambda = 1 \longrightarrow (A - \lambda E)\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 5 & -3 & -7 \\ -1 & 1 & 1 \\ 5 & -3 & -7 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 5 & -3 & -7 \\ 5 & -3 & -7 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 0 & 2 & -2 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -1 & -1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -2 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}$$

$$(A - \lambda E)\mathbf{x} = 0 \iff \begin{pmatrix} 1 & 0 & -2 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 - 2x_3 \\ x_2 - x_3 \\ 0 \end{pmatrix} = \mathbf{0} \quad \therefore x_1 = 2x_3, x_2 = x_3$$

$$\therefore \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2x_3 \\ x_3 \\ x_3 \end{pmatrix} = x_3 \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad \therefore \mathbf{x}(1) = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\blacktriangleright \lambda = 2 \implies (A - \lambda E)\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 4 & -3 & -7 \\ -1 & 0 & 1 \\ 5 & -3 & -8 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 4 & -3 & -7 \\ 5 & -3 & -8 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & -3 & -3 \\ 0 & -3 & -3 \end{pmatrix} \mathbf{x} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}$$

$$\therefore (A - \lambda E)\mathbf{x} = 0 \iff \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_1 - x_3 \\ x_2 + x_3 \\ 0 \end{pmatrix} = \mathbf{0}$$

$$\therefore x_1 = x_3, x_2 = -x_3$$

こうして

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_3 \\ -x_3 \\ x_3 \end{pmatrix} = x_3 \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad \therefore \mathbf{x}(2) = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

今, $|Q| = \begin{vmatrix} x(-1) & x(1) & x(2) \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = -1 \neq 0$ よって, Q^{-1} が存在し,

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{pmatrix}$$

8.3 固有空間

n 次正方行列 A の固有値を $\lambda \in \mathbb{C}$ とし,

$$V(\lambda) := \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n \mid A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \right\} = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{C}^n \mid (A - \lambda E)\mathbf{x} = \mathbf{0} \right\}$$

とおく. 明らかに $\mathbf{0} \in V(\lambda)$ であり, $|A - \lambda E| \neq 0$ ゆえ,

$$\text{rank}(A - \lambda E) < n.$$

注意 8.2. (1) 零ベクトル $\mathbf{0}$ は固有ベクトルではないが, 固有空間の元ではある. このように $\mathbf{0}$ ベクトルが加わることで $V(\lambda)$ は $\mathbb{C}^n$ の部分空間になる.

(2) 正方行列 A の各成分は実数であっても固有値は虚数になり得る. 結果, 固有ベクトルも複素ベクトルになる. こうして, $A - \lambda E$ は複素行列 (複素数を成分にもつ行列) になる. また, 固有空間 $V(\lambda)$ は複素数空間 $\mathbb{C}^n$ の部分空間と見る. 即ち,

$$\mathbf{z}, \mathbf{w} \in V, \alpha, \beta \in \mathbb{C} \implies \alpha\mathbf{z} + \beta\mathbf{w} \in V$$

が成り立つ. そこで, $\mathbf{z}, \mathbf{w}$ が $\mathbb{C}$ 上 1 次独立を

$$\alpha\mathbf{z} + \beta\mathbf{w} = \mathbf{0} \quad (\alpha, \beta \in \mathbb{C}) \implies \alpha = \beta = 0$$

と定義する. 一方, 複素行列の基本変形に於いては定数倍を複素数倍と考える. これを $\mathbb{C}$ 上の基本変形という.

例. $\begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -i \\ 1 \end{pmatrix}$ は $\mathbb{R}$ 上 1 次独立である. しかし, $\begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix} = i \begin{pmatrix} -i \\ 1 \end{pmatrix}$ より, $\mathbb{C}$ 上は 1 次独立でない. 即ち,

$$\dim \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -i \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{R}} = 2, \quad \dim \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -i \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{C}} = 1$$

例えば,

$$\begin{pmatrix} 1 & -i \\ i & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{\mathbb{R} \text{ 上の基本変形}} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ または } \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \text{ とは出来ないが,}$$

$$\begin{pmatrix} 1 & -i \\ i & 1 \end{pmatrix} \xrightarrow{\mathbb{C} \text{ 上の基本変形}} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \text{ と出来る}$$

このように, 固有値が実数か虚数かで固有空間も $\mathbb{R}^n$ の部分空間と見るか $\mathbb{C}^n$ の部分空間と見るかに分かれる点に留意しつつ基本変形を行う必要がある.

そこで, $\mathbb{K} = \mathbb{R}$ または $\mathbb{C}$ とおく. 基本変形によって行列 $(A - \lambda E)$ の簡約化:

$$(A - \lambda E) \longrightarrow \cdots \longrightarrow B(\lambda) = (\mathbf{v}_1^{(\lambda)}, \mathbf{v}_2^{(\lambda)}, \dots, \mathbf{v}_n^{(\lambda)})$$

を行う. そのとき,

$$V(\lambda) := \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{K}^n \mid A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \right\} = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{K}^n \mid B(\lambda)\mathbf{x} = \mathbf{0} \right\}$$

は $\mathbb{K}^n$ の部分空間である. この $V(\lambda)$ を A の固有値 λ に対する**固有空間**という. 定理 7.2 より

定理 8.2. $\mathbb{K}$ 上のベクトル空間として,

$$d(\lambda) := \dim V(\lambda) = n - \text{rank}(A - \lambda E).$$

補題 8.1. $V(\lambda) \cap V(\mu) = \{\mathbf{0}\}$ ($\lambda \neq \mu$).

証明. $\mathbf{x} \in V(\lambda) \cap V(\mu)$ とすると, $A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} = \mu\mathbf{x}$. よって,

$$(\lambda - \mu)\mathbf{x} = \mathbf{0}.$$

$\lambda \neq \mu$ より, $\mathbf{x} = \mathbf{0}$. □

補題 8.2. $V(\lambda) = \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r \rangle_{\mathbb{K}}$. 但し, $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r$ は $V(\lambda)$ の基底. そのとき,

$$A \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_r \end{pmatrix} E_r(\lambda).$$

但し, $E_r(\lambda)$ は次の形の r 次正方行列

$$E_r(\lambda) = \begin{pmatrix} \lambda & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix} = \lambda E_r$$

証明.

$$\begin{aligned} A \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_r \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} A\mathbf{x}_1 & A\mathbf{x}_2 & \dots & A\mathbf{x}_r \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \lambda\mathbf{x}_1 & \lambda\mathbf{x}_2 & \dots & \lambda\mathbf{x}_r \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \dots & \mathbf{x}_r \end{pmatrix} E_r(\lambda) \end{aligned}$$

補題 8.3. $V(\lambda) = \langle \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r \rangle$, $V(\mu) = \langle \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_s \rangle$ ならば,

$$\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r, \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_s\}$$

は一次独立である.

証明. $\sum_{i=1}^r a_i \mathbf{x}_i + \sum_{j=1}^s b_j \mathbf{y}_j = \mathbf{0}$. とする. $a_i = b_j = 0$ ($1 \leq i \leq r$, $1 \leq j \leq s$) を示せば良い. 両辺に A を掛けて,

$$\sum_{i=1}^r A(a_i \mathbf{x}_i) + \sum_{j=1}^s A(b_j \mathbf{y}_j) = A\mathbf{0} = \mathbf{0}$$

$$\therefore \sum_{i=1}^r \lambda a_i \mathbf{x}_i + \sum_{j=1}^s \mu b_j \mathbf{y}_j = \mathbf{0}$$

一方, $\sum_{i=1}^r a_i \mathbf{x}_i + \sum_{j=1}^s b_j \mathbf{y}_j = \mathbf{0}$ より両辺に λ を掛けて

$$\sum_{i=1}^r \lambda a_i \mathbf{x}_i + \sum_{j=1}^s \lambda b_j \mathbf{y}_j = \mathbf{0}.$$

$$\therefore (\lambda - \mu) \sum_{j=1}^s b_j \mathbf{y}_j = \mathbf{0}$$

$\lambda \neq \mu$ なので $\sum_{j=1}^s b_j \mathbf{y}_j = \mathbf{0}$. 一次独立性から, $b_j = 0$ ($1 \leq j \leq s$). よって,

$$\sum_{i=1}^r a_i \mathbf{x}_i = \mathbf{0}$$

を得る. $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_r$ の一次独立性から

$$a_i = 0 \quad (1 \leq i \leq r).$$

故に $a_i = b_j = 0$ ($1 \leq i \leq r$, $1 \leq j \leq s$). □

補題 8.4. $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ を正方行列 A の相異なる固有値とし, $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m$ をそれぞれ固有値 λ_i ($1 \leq i \leq m$) に対する固有ベクトルとする. このとき, $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m$ は 1 次独立である.

証明. $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_m\}$ の中で 1 次独立なベクトルの最大数を r とし, 番号をつけ直して, $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r$ を 1 次独立とする. そのとき $r = m$ を示せばよい. 実際, $r < m$ ならば, r の最大性から, $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r, \mathbf{x}_k$ ($k > r$) は 1 次独立でない (1 次従属). よって,

$$c_1 \mathbf{x}_1 + \dots + c_r \mathbf{x}_r + c_k \mathbf{x}_k = \mathbf{0}$$

を満たす $c_1, \dots, c_r, c_k$ で $(c_1, \dots, c_r, c_k) \neq (0, 0, \dots, 0)$ なるものが存在する. 今, $c_k = 0$ ならば, $c_1 \mathbf{x}_1 + \dots + c_r \mathbf{x}_r = \mathbf{0}$. $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_r$ の 1 次独立性から, $c_1 = \dots = c_r = 0$. こうして, $(c_1, \dots, c_r, c_k) = (0, 0, \dots, 0)$. これは矛盾. こうして, $c_k \neq 0$. こうして, $r < k \leq m$ に対し,

$$\mathbf{x}_k = -\frac{c_1}{c_k} \mathbf{x}_1 - \dots - \frac{c_r}{c_k} \mathbf{x}_r \quad \dots \quad (8.4.1)$$

今, $A\mathbf{x}_k = -\frac{c_1}{c_k} A\mathbf{x}_1 - \dots - \frac{c_r}{c_k} A\mathbf{x}_r$ より

$$\therefore \lambda_k \mathbf{x}_k = -\lambda_1 \frac{c_1}{c_k} \mathbf{x}_1 - \dots - \lambda_r \frac{c_r}{c_k} \mathbf{x}_r \quad \dots \quad (8.4.2)$$

(8.4.1) の両辺に $-\lambda_k$ を掛けて, (8.4.2) に辺々加えれば

$$(\lambda_k - \lambda_1) \frac{c_1}{c_k} \mathbf{x}_1 + \dots + (\lambda_k - \lambda_r) \frac{c_r}{c_k} \mathbf{x}_r = \mathbf{0}$$

を得る. $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_r$ の 1 次独立性から

$$(\lambda_k - \lambda_1) \frac{c_1}{c_k} = (\lambda_k - \lambda_2) \frac{c_2}{c_k} = \dots = (\lambda_k - \lambda_r) \frac{c_r}{c_k} = 0$$

が従う. ここで, 固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ は相異なることから $\lambda_k - \lambda_j \neq 0$ ($1 \leq j \leq r$) である. こうして,

$$\frac{c_1}{c_k} = \frac{c_2}{c_k} = \dots = \frac{c_r}{c_k} = 0 \quad \therefore \quad c_1 = \dots = c_r = 0$$

そのとき, (8.4.1) より $\mathbf{x}_k = \mathbf{0}$ となり, 固有ベクトルは 零ベクトルでない ことに反する. 以上で $r = m$ を得る. □

次に, 固有方程式 $\lambda^n - \text{tr} A \lambda^{n-1} + \dots + (-1)^n |A| = 0$ の解について, **代数学の基本定理** から複素数の範囲で重複も許して n 個の解を持つことが知られている. そこで, 固有方程式の相異なる解を $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ とすると, 因数定理から

$$\lambda^n - \text{tr} A \lambda^{n-1} + \dots + (-1)^n |A| = 0 \iff (\lambda - \lambda_1)^{n_1} (\lambda - \lambda_2)^{n_2} \dots (\lambda - \lambda_r)^{n_k}$$

と因数分解できる．このとき，各 n_j ($1 \leq j \leq k$) を固有値 λ_j の**重複度**という．即ち， $\lambda = \lambda_j$ は固有方程式の n_j 重解（重根）ということである．特に，

$$n_1 + n_2 + \cdots + n_k = n$$

そこで，各相異なる固有値 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$ に対する固有空間を $V(\lambda_1), V(\lambda_2), \dots, V(\lambda_k)$ とし， $V(\lambda_j)$ の次元 $\dim V(\lambda_j) = d_j$ とおき，その基底を

$$\left\{ \mathbf{v}_1^{(\lambda_j)}, \mathbf{v}_2^{(\lambda_j)}, \dots, \mathbf{v}_{d_j}^{(\lambda_j)} \right\}$$

とおく．

演習問題 8.1. 以下の $d_1 + d_2 + \cdots + d_k$ 個のベクトル達

$$\left\{ \underbrace{\mathbf{v}_1^{(\lambda_1)}, \mathbf{v}_2^{(\lambda_1)}, \dots, \mathbf{v}_{d_1}^{(\lambda_1)}}_{d_1}, \underbrace{\mathbf{v}_1^{(\lambda_2)}, \mathbf{v}_2^{(\lambda_2)}, \dots, \mathbf{v}_{d_2}^{(\lambda_2)}}_{d_2}, \dots, \underbrace{\mathbf{v}_1^{(\lambda_k)}, \mathbf{v}_2^{(\lambda_k)}, \dots, \mathbf{v}_{d_k}^{(\lambda_k)}}_{d_k} \right\}$$

は 1 次独立．

命題 8.1. $d_1 + d_2 + \cdots + d_k = n$ ならば A は対角化可能であり，逆も正しい．

証明. 上記の記号のもと， $n \times d_j$ 行列

$$P_j := P(\lambda_j) = \begin{pmatrix} \mathbf{v}_1^{(\lambda_j)} & \mathbf{v}_2^{(\lambda_j)} & \cdots & \mathbf{v}_{d_j}^{(\lambda_j)} \end{pmatrix}$$

とおくと，

$$AP_j = AP(\lambda_j) = P(\lambda_j)E_{k_j}(\lambda_j) = P_j E_{d_j}$$

$$\begin{aligned} \therefore A \begin{pmatrix} P_1 & P_2 & \cdots & P_k \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} AP_1 & AP_2 & \cdots & AP_k \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} P_1 E_{d_1} & P_2 E_{d_2} & \cdots & P_k E_{d_k} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} P_1 & P_2 & \cdots & P_k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E_{r_1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & E_{r_2} & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & E_{r_k} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

を得る．但し， E_{d_j} は次の形の d_j 次対角行列で対角成分に λ_j が d_j 個並ぶ．

$$E_{d_j} = \begin{pmatrix} \lambda_j & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_j & 0 & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_j \end{pmatrix}$$

である.

$$E(\lambda_1, \dots, \lambda_k) = \begin{pmatrix} E_{d_1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & E_{d_2} & 0 & 0 \\ \dots & \ddots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & E_{d_k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & & \\ 0 & 0 & \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & & & \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \lambda_k & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_k \end{pmatrix}$$

とおく. 今

$$d_1 + d_2 + \dots + d_k = n$$

ならば, $P = \begin{pmatrix} P_1 & P_2 & \dots & P_k \end{pmatrix}$ は n 次正方行列で P の n 個の列ベクトルは 1 次独立なので $|P| \neq 0$, 即ち, P は正則行列で

$$AP = PE(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$$

となり,

$$P^{-1}AP = E(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$$

即ち, 行列 A は対角化可能である.

逆に, A は対角化可能とする. 今, A は重複も許して n 個の固有値 $\lambda_1, \dots, \lambda_k$ をもつ, それぞれの重複度を $n_1, n_2, \dots, n_k$ とする, 即ち,

$$\underbrace{\lambda_1, \dots, \lambda_1}_{n_1} \quad \underbrace{\lambda_2, \dots, \lambda_2}_{n_2} \quad \dots \quad \underbrace{\lambda_k, \dots, \lambda_k}_{n_k}$$

とする. そのとき, 正則行列 P があって, $P^{-1}AP = \hat{E}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$ を得る. そこで n_j 次正方行列

$$E_{n_j} = \begin{pmatrix} \lambda_j & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_j & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_j \end{pmatrix}$$

とおき,

$$\widehat{E}(\lambda_1, \dots, \lambda_k) = \begin{pmatrix} E_{n_1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & E_{n_2} & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & E_{n_k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & & & \\ 0 & 0 & \lambda_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & & & \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \lambda_k & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & & 0 & 0 & \lambda_k \end{pmatrix}$$

は n 次正方行列で対角線上に λ_1 が n_1 個, λ_2 が n_2 個, ..., λ_k が n_k 個並ぶ.

定理 8.2 より,

$$\dim V(\lambda_i) = n - \text{rank}(A - \lambda_i E) = n - \text{rank}(\lambda_i E - A)$$

一方,

$$\begin{aligned} \text{rank}(\lambda_i E - A) &= \text{rank}(P^{-1}(\lambda_i E - A)P) = \text{rank}(P^{-1}\lambda_i EP - P^{-1}AP) \\ &= \text{rank}(\lambda_i E - \widehat{E}(\lambda_1, \dots, \lambda_k)) \\ &= \text{rank} \widehat{E} \left(\overbrace{\lambda_i - \lambda_1}^{n_1}, \overbrace{\lambda_i - \lambda_2}^{n_2}, \dots, \overbrace{0}^{n_i}, \overbrace{\lambda_i - \lambda_{i+1}}^{n_{i+1}}, \dots, \overbrace{\lambda_i - \lambda_k}^{n_k} \right) \\ &= n_1 + \dots + n_{i-1} + n_{i+1} + \dots + n_k \\ &= n - n_i \end{aligned}$$

$$\therefore d_i = \dim V(\lambda_i) = n_i$$

よって, $d_1 + d_2 + \dots + d_k = n_1 + n_2 + \dots + n_k = n$ を得る. □

命題 8.2. 実対称行列 ($A = {}^t A$) の固有値は実数である.

証明. $Ax = \lambda x$ ($x \neq 0$) とする. 複素ベクトル $u, w \in \mathbb{C}^n$ の内積は

$$\langle u, w \rangle = {}^t u \cdot \overline{w} = \sum_{i=1}^n u_i \overline{w}_i$$

で定義されるので, $\overline{A} = A$, ${}^t A = A$ に注意すれば

$$\langle Ax, x \rangle = {}^t(Ax) \cdot \overline{x} = {}^t x \cdot ({}^t A \cdot \overline{x}) = \langle x, {}^t \overline{Ax} \rangle = \langle x, {}^t Ax \rangle = \langle x, Ax \rangle$$

$Ax = \lambda x$ を上式に代入して

$$\langle \lambda x, x \rangle = \langle Ax, x \rangle = \langle x, Ax \rangle = \langle x, \lambda x \rangle,$$

ここで, $\|\mathbf{x}\|^2 = {}^t\mathbf{x} \cdot \overline{\mathbf{x}}$ より,

$$\lambda {}^t\mathbf{x} \cdot \overline{\mathbf{x}} = {}^t\mathbf{x} \cdot \overline{\lambda \mathbf{x}} = \overline{\lambda} {}^t\mathbf{x} \cdot \mathbf{x} \iff \overline{\lambda} \|\mathbf{x}\|^2 = \lambda \|\mathbf{x}\|^2 \quad \therefore (\lambda - \overline{\lambda}) \|\mathbf{x}\|^2 = 0$$

$\mathbf{x} \neq 0$ より $\lambda = \overline{\lambda}$. こうして λ は実数である. $\square$

命題 8.3. A を実対称行列とし, 異なる A の固有値 λ, μ に対する固有空間を $V(\lambda), V(\mu)$ とする. 固有ベクトル $\mathbf{x} \in V(\lambda), \mathbf{y} \in V(\mu)$ に対し, 内積 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = 0$ である.

証明. $\langle A\mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \langle \mathbf{x}, A\mathbf{y} \rangle$ より, $\langle \lambda \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \langle \mathbf{x}, \mu \mathbf{y} \rangle \therefore (\lambda - \mu) \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = 0$. $\lambda \neq \mu$ より $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = 0$. $\square$

9 正規直交基底

9.1 ベクトルの直交性の復習

二つの n 次元ベクトル $\mathbf{a} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \dots \\ a_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$ の内積 $\langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle$ を

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle &= {}^t\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_n \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_n \end{pmatrix} \\ &= a_1 b_1 + a_2 b_2 + \dots + a_n b_n = \sum_{i=1}^n a_i b_i \end{aligned}$$

にて定義した. また,

$$\|\mathbf{a}\| = \sqrt{\langle \mathbf{a}, \mathbf{a} \rangle} = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_n^2} \geq 0$$

をベクトル $\mathbf{a}$ の**大きさ** (または**ノルム**) と呼んだ. 容易に

$$\|\mathbf{a}\| = 0 \iff \mathbf{a} = \mathbf{0} \quad (\text{i.e. } a_1 = a_2 = \dots = a_n = 0).$$

内積に関しては

$$\langle \mathbf{a} + \mathbf{b}, \mathbf{c} \rangle = \langle \mathbf{a}, \mathbf{c} \rangle + \langle \mathbf{b}, \mathbf{c} \rangle = \langle \mathbf{c}, \mathbf{a} + \mathbf{b} \rangle, \quad \langle \lambda \mathbf{a}, \mu \mathbf{b} \rangle = \lambda \mu \langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle$$

より, ベクトルの 1 次結合どうしの内積は以下ようになる.

$$\left\langle \sum_{i=1}^m \lambda_i \mathbf{a}_i, \sum_{j=1}^n \mu_j \mathbf{b}_j \right\rangle = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \lambda_i \mu_j \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{b}_j \rangle$$

定義 9.1. 2つのベクトル $\mathbf{a}$ と $\mathbf{b}$ が直交する $\stackrel{\text{def}}{\iff} \langle \mathbf{a}, \mathbf{b} \rangle = 0$ と定義する.

注意 9.1. 2次元, 3次元の場合は, 幾何学的な意味での直交性そのものであることが分かる (ベクトルのなす角が $\frac{\pi}{2}$!)

定義 9.2. n 個のベクトルの系 $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ が直交系とは

$$\langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle = 0 \quad (1 \leq i \neq j \leq n)$$

のときをいう. さらに, $\|\mathbf{a}_1\| = \|\mathbf{a}_2\| = \dots = \|\mathbf{a}_n\| = 1$ ならば正規直交系という.

定理 9.1. n 個のベクトルの系 $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ が直交系ならば, それらは1次独立である.

証明. $\sum_{i=1}^n c_i \mathbf{a}_i = \mathbf{0}$ ならば $\mathbf{a}_j$ ($1 \leq j \leq n$) との内積とる. $\langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle = 0$, ($i \neq j$) を考慮すれば

$$\sum_{i=1}^n c_i \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle = c_j \|\mathbf{a}_j\|^2 = c_j = 0$$

を得る. $\therefore c_1 = c_2 = \dots = c_n = 0$. こうして, $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ は1次独立である.

9.2 直交行列

定義 9.3. 実 n 次正方行列 $P = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix}$ (列ベクトル表示) は $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ が正規直交系であるとき, 直交行列と呼ばれる.

定理 9.2. $P = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1 & \mathbf{a}_2 & \dots & \mathbf{a}_n \end{pmatrix}$ が直交行列 $\stackrel{\text{必要} \cdot \text{十分}}{\iff} \langle P\mathbf{x}, P\mathbf{y} \rangle = \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ が全ての $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ について成り立つ.

証明. $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix}$, $\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix}$ と置くと,

$$P\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{a}_i, \quad P\mathbf{y} = \sum_{j=1}^n y_j \mathbf{a}_j$$

$$\langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_i \rangle = 1, \quad \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle = 0 \quad (i \neq j)$$

より,

$$\begin{aligned}
\langle P\mathbf{x}, P\mathbf{y} \rangle &= \left\langle \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{a}_i, \sum_{j=1}^n y_j \mathbf{a}_j \right\rangle \\
&= \sum_{1 \leq i, j \leq n} x_i y_j \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle \\
&= \sum_{i=1}^n x_i y_i \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_i \rangle + \sum_{i \neq j} x_i y_j \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle \\
&= \sum_{i=1}^n x_i y_i \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_i \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i \\
&= \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle
\end{aligned}$$

□

命題 9.1. $\langle A\mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \langle \mathbf{x}, {}^t A \mathbf{y} \rangle$, 但し, ${}^t A$ は A の転置行列.

証明. $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$, ${}^t A = B = (b_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$ とおくと $b_{ij} = a_{ji}$ であつた.

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a}_i = \begin{pmatrix} a_{1i} \\ a_{2i} \\ \dots \\ a_{ni} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b}_j = \begin{pmatrix} b_{1j} \\ b_{2j} \\ \dots \\ b_{nj} \end{pmatrix} \quad 1 \leq i, j \leq n \text{ と}$$

おく.

$$\langle A\mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \left\langle \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{a}_i, \mathbf{y} \right\rangle = \sum_{i=1}^n x_i \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{y} \rangle = \sum_{i=1}^n x_i \left(\sum_{j=1}^n a_{ji} y_j \right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ji} x_i y_j.$$

一方,

$$\begin{aligned}
\langle \mathbf{x}, {}^t A \mathbf{y} \rangle &= \langle \mathbf{x}, B\mathbf{y} \rangle = \left\langle \mathbf{x}, \sum_{j=1}^n y_j \mathbf{b}_j \right\rangle = \sum_{j=1}^n y_j \langle \mathbf{x}, \mathbf{b}_j \rangle \\
&= \sum_{j=1}^n y_j \left(\sum_{i=1}^n x_i b_{ij} \right) = \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n y_j x_i a_{ji} \right) \\
&= \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n a_{ji} x_i y_j = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ji} x_i y_j
\end{aligned}$$

よつて,

$$\langle A\mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle = \langle \mathbf{x}, {}^t A \mathbf{y} \rangle.$$

□

演習問題 9.1. n 次正方行列 A および単位基本列ベクトル $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_n$ に対し, $\langle \mathbf{e}_i, A\mathbf{e}_j \rangle = \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle$, $(1 \leq i, j \leq n)$ ならば, $A = E$ (単位行列) である事を示せ. 特に, 直交行列 P について, ${}^tP \cdot P = E$ が成り立つことを示せ.

解. $a_{ij} = \langle \mathbf{e}_i, A\mathbf{e}_j \rangle = \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle = \delta_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = j \\ 0 & \text{if } i \neq j \end{cases}$ より $A = (a_{ij}) = (\delta_{ij}) = E$.

即ち,

$$(*) \cdots \langle \mathbf{e}_i, A\mathbf{e}_j \rangle = \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle \implies A = E$$

次に, P は直交行列だから $\langle P\mathbf{e}_i, P\mathbf{e}_j \rangle = \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle$ 一方,

$$\langle P\mathbf{e}_i, P\mathbf{e}_j \rangle = \langle \mathbf{e}_i, {}^tP P \mathbf{e}_j \rangle \quad \therefore \quad \langle \mathbf{e}_i, {}^tP P \mathbf{e}_j \rangle = \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle$$

(*) から ${}^tP P = E$. □

9.3 Gram-Schmidt の直交化のアルゴリズム

Gram-Schmidt の直交化法とは n 個の 1 次独立な基底から 正規直交基底を作るアルゴリズムを与えるものである. まず, $\{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ を一つの基底とする. この時

$$\begin{aligned} 1: \mathbf{u}_1 &:= \frac{\mathbf{a}_1}{\|\mathbf{a}_1\|} \\ 2: \mathbf{u}_2 &:= \frac{\langle \mathbf{a}_2, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_2}{\|\langle \mathbf{a}_2, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_2\|} \\ 3: \mathbf{u}_3 &:= \frac{\langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_2 \rangle \mathbf{u}_2 + \langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_3}{\|\langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_2 \rangle \mathbf{u}_2 + \langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_3\|} \\ &\vdots \\ r: \mathbf{u}_r &:= \frac{\langle \mathbf{a}_r, \mathbf{u}_{r-1} \rangle \mathbf{u}_{r-1} + \langle \mathbf{a}_r, \mathbf{u}_{r-2} \rangle \mathbf{u}_{r-2} + \cdots - \mathbf{a}_r}{\|\langle \mathbf{a}_r, \mathbf{u}_{r-1} \rangle \mathbf{u}_{r-1} + \langle \mathbf{a}_r, \mathbf{u}_{r-2} \rangle \mathbf{u}_{r-2} + \cdots - \mathbf{a}_r\|} \end{aligned}$$

この時, $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n\}$ は正規直交基底であり,

$$\langle \mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n \rangle_{\mathbb{R}} = \langle \mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n \rangle_{\mathbb{R}}$$

が成立する.

例題 9.1. $\left\{ \mathbf{a}_1 := \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_2 := \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}, \mathbf{a}_3 := \begin{pmatrix} 2 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\}$ を正規直交化せよ.

($\therefore$) Gram-Schmidt のアルゴリズムより $\|\mathbf{a}_1\| = \sqrt{2}$, $\therefore \mathbf{u}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$

次に, $\langle \mathbf{a}_2, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_2 = \frac{4}{\sqrt{2}} \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix}$ より,

$$\mathbf{u}_2 = \frac{1}{\|\langle \mathbf{a}_2, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_2\|} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix}.$$

最後に, $\langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_2 \rangle \mathbf{u}_2 + \langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_3 = \frac{5}{6} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$ より,

$$\mathbf{u}_3 = \frac{1}{\|\langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_2 \rangle \mathbf{u}_2 + \langle \mathbf{a}_3, \mathbf{u}_1 \rangle \mathbf{u}_1 - \mathbf{a}_3\|} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

以上より, $\frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ -1 \end{pmatrix}, \frac{1}{\sqrt{6}} \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$

演習問題 9.2. 実行列 $A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ の固有値 λ は実数でない, しかも固有ベクトルも複素ベクトルである (実ベクトルでない).

実際, 固有方程式は $\lambda^2 - 2\lambda + 2 = 0$ より, $\lambda = 1 + i, 1 - i$. 実固有空間

$$W_{\mathbb{R}}(1 + i; A) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2 \mid A\mathbf{x} = (1 + i)\mathbf{x}\} = \mathbf{0}$$

即ち, $A\mathbf{x} = (1 + i)\mathbf{x}$ を満たす実ベクトルは $\mathbf{0}$ しかないのである. しかし,

$$W_{\mathbb{C}}(1 + i) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{C}^2 \mid A\mathbf{x} = (1 + i)\mathbf{x}\} = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ -i \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{C}} \neq \mathbf{0}$$

同様に,

$$W_{\mathbb{C}}(1 - i) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{C}^2 \mid A\mathbf{x} = (1 - i)\mathbf{x}\} = \left\langle \begin{pmatrix} 1 \\ i \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{C}} \neq \mathbf{0}$$

こうして, 固有空間は**複素ベクトル空間**となる. 対角化する行列は複素行列

$$P = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -i & i \end{pmatrix}$$

で、対角化

$$P^{-1}AP = A = \begin{pmatrix} 1+i & 0 \\ 0 & 1-i \end{pmatrix}$$

を得る.

演習問題 9.3. 実行列 $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 2 & 3 & 4 \\ -2 & -2 & -3 \end{pmatrix}$ の対角化と上三角化について調べよ.

固有方程式は $(\lambda - 1)^2(\lambda + 1) = 0$ より、固有値は $\lambda = 1, -1$. 固有空間はそれぞれ,

$$W(1; A) = \left\langle \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{R}}, \quad W(-1; A) = \left\langle \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\rangle_{\mathbb{R}}$$

従って, $P = \begin{pmatrix} -1 & -2 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ とおくと,

$$P^{-1}AP = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

と対角化できる, ところが, P は直交行列でない. そこで, Schmidt の直交化法で基底

$$\left\{ \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -2 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{pmatrix} \right\}$$

を正規直交基底に取り替える. こうして得られた正規直交基底は次の通り:

$$\left\{ \begin{pmatrix} \frac{-1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \frac{-1}{\sqrt{3}} \\ \frac{\sqrt{3}}{-1} \\ \frac{\sqrt{3}}{1} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{2}{\sqrt{6}} \end{pmatrix} \right\}$$

そこで, $Q = \begin{pmatrix} \frac{-1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{-1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \end{pmatrix}$ とおくと, Q は直交行列であり,

$$Q^{-1}AQ = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 2\sqrt{3} \\ 0 & 1 & -4\sqrt{2} \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

(上三角行列) を得る. これを, 直交行列による**上三角化**という.

定理 9.3 (照明略). 実正方行列の固有値が全て実数ならば直交行列によって上三角化できる.

9.4 直交行列による対角化

定理 9.4. n 次の実対称行列 A は直交行列 P によって対角化できる.

証明. 数学的帰納法によって示す.

(I): $n = 1$ の時は A 自身が対角行列であるから自明.

(II): $n - 1$ 次までの実対称行列について定理の主張は正しいと仮定する.

n の場合について, λ_1 を A の固有値とし, $\mathbf{x}_1$ を λ_1 に対する固有ベクトルとする. A は実対称行列だから λ_1 は実数である.

$$\mathbf{q}_1 := \frac{\mathbf{x}_1}{\|\mathbf{x}_1\|}$$

と置くと, $A\mathbf{q}_1 = \lambda_1\mathbf{q}_1$ かつ $\|\mathbf{q}_1\| = 1$. $\mathbf{q}_1$ を含む $\mathbb{R}^n$ の一組の基底

$$\{\mathbf{q}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n\}$$

をとる. これは可能である. 実際, 1 次元部分空間 $W = \langle \mathbf{q}_1 \rangle$ の直交補空間

$$W^* = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid (\mathbf{x}, \mathbf{q}_1) = 0\}$$

は $n - 1$ 次元部分空間だから, W^* の基底を適当に選べばよい. Gram-Schmidt の直交化法でこれらを正規直交化する, これを, $\{\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n\}$ とすると, これらは $\mathbb{R}^n$ の正規直交基底だから, n 次正方行列

$$Q := (\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n)$$

は直交行列である。即ち,

$$Q \cdot {}^t Q = {}^t Q \cdot Q = E$$

が成立する。従って,

$$\underline{{}^t Q} = Q^{-1} \dots\dots\dots (10.2.1)$$

を得る.

$$\begin{aligned} Q^{-1} A Q &= Q^{-1} A(\mathbf{q}_1, \mathbf{q}_2, \dots, \mathbf{q}_n) \\ &= Q^{-1} (A\mathbf{q}_1, A\mathbf{q}_2, \dots, A\mathbf{q}_n) \\ &= Q^{-1} (\lambda_1 \mathbf{q}_1, A\mathbf{q}_2, \dots, A\mathbf{q}_n) \\ &= (\lambda_1 Q^{-1} \mathbf{q}_1, Q^{-1} A\mathbf{q}_2, \dots, Q^{-1} A\mathbf{q}_n) \end{aligned}$$

$Q\mathbf{e}_1 = \mathbf{q}_1$ より, $Q^{-1}\mathbf{q}_1 = \mathbf{e}_1$. よって,

$$\begin{aligned} Q^{-1} \cdot A \cdot Q &= (\lambda_1 \mathbf{e}_1, Q^{-1} A\mathbf{q}_2, \dots, Q^{-1} A\mathbf{q}_n) \\ &= \left(\begin{array}{c|ccc} \lambda_1 & * & \dots & * \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & B & \\ 0 & & & \end{array} \right) \dots\dots\dots (10.2.2) \end{aligned}$$

の形に書ける。今,

$$\begin{aligned} {}^t(Q^{-1} \cdot A \cdot Q) &= {}^t Q \cdot {}^t A \cdot {}^t(Q^{-1}) \\ &= Q^{-1} \cdot {}^t A \cdot {}^t({}^t Q) \quad (\because) \quad Q^{-1} = {}^t Q \quad \text{by (10.2.1)} \\ &= Q^{-1} \cdot A \cdot Q \end{aligned}$$

従って, $Q^{-1} \cdot A \cdot Q$ は対称行列である.

よって (10.2.2) より, B は $n-1$ 次の対称行列で

$$\begin{aligned} Q^{-1} \cdot A \cdot Q &= (\lambda_1 \mathbf{e}_1, Q^{-1} A\mathbf{q}_2, \dots, Q^{-1} A\mathbf{q}_n) \\ &= \left(\begin{array}{c|ccc} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & B & \\ 0 & & & \end{array} \right) \dots\dots\dots (**) \end{aligned}$$

を得る。数学的帰納法の仮定より B は $n-1$ 次の直交行列 R を用いて対角化される, 即ち,

$$R^{-1} \cdot B \cdot R = \begin{pmatrix} \lambda_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_3 & & \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots & \lambda_n \end{pmatrix}$$

そこで,

$$P := Q \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R & \\ 0 & & & \end{array} \right)$$

とおくと,

$$P^{-1} = \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R & \\ 0 & & & \end{array} \right)^{-1} \cdot Q^{-1} = \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R^{-1} & \\ 0 & & & \end{array} \right)^{-1} \cdot Q^{-1}$$

$$\begin{aligned} P^{-1} \cdot A \cdot P &= \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R^{-1} & \\ 0 & & & \end{array} \right) \cdot \underbrace{Q^{-1} \cdot A \cdot Q}_{\left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R & \\ 0 & & & \end{array} \right)} \\ &= \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R^{-1} & \\ 0 & & & \end{array} \right) \cdot \left(\begin{array}{c|ccc} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & B & \\ 0 & & & \end{array} \right) \cdot \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R & \\ 0 & & & \end{array} \right) \\ &= \left(\begin{array}{c|ccc} 1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & & & \\ \vdots & & R^{-1}BR & \\ 0 & & & \end{array} \right) \\ &= \left(\begin{array}{c|ccc} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ \hline 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots & \lambda_n \end{array} \right) \end{aligned}$$

以上で証明終わる.

□