



## 線形関数

横ベクトル ( $1 \times n$  型行列) を縦ベクトル ( $n \times 1$  型行列) にかけて、  
 $1 \times 1$  のスカラー値が得られる

ref: 行列と行列式の基礎 p120

$$\begin{pmatrix} a_1 & \cdots & a_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = a_1 x_1 + \cdots + a_n x_n$$

これは、縦ベクトルを入力とする **線形関数** ( $\mathbb{R}^n$  から  $\mathbb{R}$  への線形写像) と見なすことができる

列ベクトルを  $\boldsymbol{v}$ 、この線形関数を  $\phi$  とすると、

$$\phi(\boldsymbol{v}) = a_1 x_1 + \cdots + a_n x_n$$

と書ける



## 横ベクトルの集合

$n \times 1$  型行列 ( $n$  次の縦ベクトル) 全体の集合は  $\mathbb{R}^n$  と表された

$1 \times n$  型行列 ( $n$  次の横ベクトル) 全体の集合を  ${}^t\mathbb{R}^n$  と表すことにする

ref: 行列と行列式の基礎 p120

${}^t\mathbb{R}^n$  の元は  $1 \times n$  型行列なので、 $\mathbb{R}^n$  から  $\mathbb{R}$  への線形写像 (すなわち  $\mathbb{R}^n$  上の **線形関数**) を表現している行列だと考えることができる

## 座標関数の表現行列

基本ベクトルを転置したものの  ${}^t\boldsymbol{e}_j$  を列ベクトルにかけると、 $j$  番目の成分が得られる

たとえば、 $n = 3, j = 2$  の場合、

$${}^t\mathbf{e}_2 \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = x_2$$

このように、ベクトル  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$  に対して、 $j$  番目の成分を返す関数を **座標関数**  $x_j$  という

横基本ベクトル  ${}^t\mathbf{e}_j \in {}^t\mathbb{R}^n$  は、座標関数  $x_j: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  の表現行列になっている

### 基底としての座標関数

任意の横ベクトルは、横基本ベクトルの線形結合として一意的に表現できる

$$\begin{pmatrix} a_1 & \cdots & a_n \end{pmatrix} = a_1 {}^t\mathbf{e}_1 + \cdots + a_n {}^t\mathbf{e}_n$$

これを用いると、

$$\begin{aligned} \phi &= \begin{pmatrix} a_1 & \cdots & a_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= a_1 {}^t\mathbf{e}_1 \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \cdots + a_n {}^t\mathbf{e}_n \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \\ &= a_1 x_1 + \cdots + a_n x_n \end{aligned}$$

となる

任意の線形関数  $\phi \in {}^t\mathbb{R}^n$  は、座標関数  $x_1, \dots, x_n$  の線型結合として

$$\phi = a_1 x_1 + \cdots + a_n x_n$$

のように一意に書くことができる

つまり、 $\{x_1, \dots, x_n\}$  は  ${}^t\mathbb{R}^n$  の **基底** である

また、縦ベクトルが基底の線形結合で表現できたのと同様に、 $\phi$  は横ベクトル  $(a_1, \dots, a_n)$  と同一視できる



## 自然なペアリング

$\phi \in {}^t\mathbb{R}^n$  と  $\boldsymbol{v} \in \mathbb{R}^n$  に対して、

$$\langle \phi, \boldsymbol{v} \rangle = \phi(\boldsymbol{v})$$

ref: 行列と行列式の基礎 p120

とおく

これは線形関数  $\phi$  に  $\boldsymbol{v}$  を入力して得られる値を表しているが、 $\phi$  を横ベクトル、 $\boldsymbol{v}$  を縦ベクトルとみれば、 $\langle \phi, \boldsymbol{v} \rangle$  は行列としての積  $\phi \cdot \boldsymbol{v}$  と一致している

左辺の記法  $\langle \phi, \boldsymbol{v} \rangle$  を用いると、見通しの良い議論ができることがある

これを自然なペアリングと呼ぶ