

# 行列論講: 第 5 回 行列とベクトルの微分 3

松谷研究室

June 2, 2024

# 目次

- 1 概要
- 2 ヤコビの公式
- 3 スカラの行列による微分
  - 行列式を含む微分
- 4 スカラのスカラによる微分
  - ベクトルを含む場合
  - 行列を含む場合
- 5 おまけ

# 目次

- 1 概要
- 2 ヤコビの公式
- 3 スカラの行列による微分
- 4 スカラのスカラによる微分
- 5 おまけ

# このスライドの概要

- 行列とベクトルの微分について確認する
  - ヤコビの公式
  - スカラの行列による微分 (行列式の入った微分)
  - スカラのスカラによる微分 (ベクトルや行列を関数として含む場合)
- 以下の資料も大変参考になります:
  - [math.uwaterloo.ca/~hwolkowi/matrixcookbook.pdf](http://math.uwaterloo.ca/~hwolkowi/matrixcookbook.pdf)
  - [comp.nus.edu.sg/cs5240/lecture/matrix-differentiation.pdf](http://comp.nus.edu.sg/cs5240/lecture/matrix-differentiation.pdf)
  - [en.wikipedia.org/wiki/Matrix\\_calculus](http://en.wikipedia.org/wiki/Matrix_calculus)

# 目次

① 概要

② ヤコビの公式

③ スカラの行列による微分

④ スカラのスカラによる微分

⑤ おまけ

# 余因子展開 (再掲)

## 余因子展開

$\mathbf{A}$  を,  $n$  次正方行列とする. 各  $i$  行目と  $j$  列目について,

$$\det(\mathbf{A}) = a_{i1}\Delta_{i1} + a_{i2}\Delta_{i2} + \cdots + a_{in}\Delta_{in} = \sum_j a_{ij}\Delta_{ij}$$

$$\det(\mathbf{A}) = a_{1j}\Delta_{1j} + a_{2j}\Delta_{2j} + \cdots + a_{nj}\Delta_{nj} = \sum_i a_{ij}\Delta_{ij}$$

- 上式の  $\Delta_{ij}$  は,  $\mathbf{A}$  の  $(i, j)$  余因子 (Cofactor) とよぶ.

$$\Delta_{ij} = (-1)^{i+j} \det(\tilde{\mathbf{A}}_{ij})$$

- $\tilde{\mathbf{A}}_{ij}$  は,  $\mathbf{A}$  から  $i$  行目と  $j$  列目を取り除いた,  $n - 1$  次行列である.
- $\Delta_{ij}$  は,  $i$  行目と  $j$  行目の成分には依存しない.

# 余因子展開 (再掲)

## 余因子展開

$\mathbf{A}$  を,  $n$  次正方行列とする.  $\Delta_{ij}$  を  $\mathbf{A}$  の  $(i, j)$  余因子とする.

$$a_{i1}\Delta_{k1} + a_{i2}\Delta_{k2} + \cdots + a_{in}\Delta_{kn} = \begin{cases} \det(\mathbf{A}) & i = k \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

$$a_{1j}\Delta_{1k} + a_{2j}\Delta_{2k} + \cdots + a_{nj}\Delta_{nk} = \begin{cases} \det(\mathbf{A}) & j = k \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

# 余因子行列 (再掲)

## 余因子行列

$\mathbf{A}$  を,  $n$  次行列とする.  $\mathbf{A}$  の  $(i, j)$  余因子  $\Delta_{ij}$  を並べた行列  $\text{adj } \mathbf{A}$  を,  $\mathbf{A}$  の余因子行列という.

$$\text{adj } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} \Delta_{11} & \Delta_{21} & \cdots & \Delta_{n1} \\ \Delta_{12} & \Delta_{22} & \cdots & \Delta_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Delta_{1n} & \Delta_{2n} & \cdots & \Delta_{nn} \end{pmatrix}$$

- $\text{adj } \mathbf{A}$  の  $(i, j)$  成分は,  $(j, i)$  余因子  $\Delta_{ji}$  となる.



# 余因子行列, 行列式, 逆行列 (再掲)

## 余因子行列, 行列式, 逆行列

$\mathbf{A}$  の余因子行列  $\text{adj } \mathbf{A}$ , 行列式  $\det(\mathbf{A})$ , 逆行列  $\mathbf{A}^{-1}$  について,

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

$$\mathbf{A}^{-1} = \frac{1}{\det(\mathbf{A})} \text{adj } \mathbf{A}$$

# ヤコビの公式 (Jacobi's Formula)

## ヤコビの公式

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} = \text{tr} \left( \text{adj} \mathbf{U} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) = \det(\mathbf{U}) \text{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \quad (\mathbf{U} = \mathbf{U}(x))$$

- 行列式と、トレース, 逆行列が関連付けられる.
- 余因子行列, 行列式, 逆行列について, 以下が成り立つ ( $\mathbf{U}$  が正則であるとき).

$$\mathbf{U}^{-1} = \frac{1}{\det(\mathbf{U})} \text{adj} \mathbf{U} \quad \longrightarrow \quad \text{adj} \mathbf{U} = \det(\mathbf{U}) \mathbf{U}^{-1}$$

- Wikipedia に載っている証明を確認する.
  - [en.wikipedia.org/wiki/Jacobi%27s\\_formula](https://en.wikipedia.org/wiki/Jacobi%27s_formula)

# ヤコビの公式 (Jacobi's Formula)

最初に、以下の補題を示す。

## 補題

$$\operatorname{tr}(\mathbf{A}^\top \mathbf{B}) = \sum_i \sum_j a_{ij} b_{ij}$$

左辺を順に計算すると、次のようになる。

$$\begin{aligned}\operatorname{tr}(\mathbf{A}^\top \mathbf{B}) &= \sum_j (\mathbf{A}^\top \mathbf{B})_{jj} \\ &= \sum_j \sum_i (\mathbf{A}^\top)_{ji} (\mathbf{B})_{ij} \\ &= \sum_j \sum_i a_{ij} b_{ij}\end{aligned}$$

# ヤコビの公式 (Jacobi's Formula)

続いて、ヤコビの公式を示す。

## ヤコビの公式

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} = \text{tr} \left( \text{adj} \mathbf{U} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \quad (\mathbf{U} = \mathbf{U}(x))$$

$\mathbf{U}$  の各成分を  $u_{ij}$  とする。行列式  $\det(\mathbf{U})$  は、 $\mathbf{U}$  の全成分についての関数であるから、合成関数の微分を使って、次のようにかける。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} &= \sum_i \sum_j \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} \frac{\partial u_{ij}}{\partial x} \\ &= \sum_i \sum_j \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} \left( \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)_{ij} \end{aligned}$$

次に、 $\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}}$  を、 $\mathbf{U}$  の余因子展開によって求める。

# ヤコビの公式 (Jacobi's Formula)

$\mathbf{U}$  の余因子展開は、次のようになって、全ての  $k$  について成立する。

$$\det(\mathbf{U}) = \sum_l u_{kl} \Delta_{kl}$$

$k$  は自由に選べるが、ここでは  $k = i$  として、 $u_{ij}$  により微分すると、

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} = \frac{\partial}{\partial u_{ij}} \sum_l u_{il} \Delta_{il} = \sum_l \left( \Delta_{il} \frac{\partial u_{il}}{\partial u_{ij}} + u_{il} \frac{\partial \Delta_{il}}{\partial u_{ij}} \right)$$

$\Delta_{ij} = (-1)^{i+j} \det(\tilde{\mathbf{U}}_{ij})$  である。 $\tilde{\mathbf{U}}_{ij}$  は、 $\mathbf{U}$  から  $i$  行目と  $j$  列目を取り除いた行列であるから、 $u_{ij}$  には依存しない定数項。よって、 $\frac{\partial \Delta_{il}}{\partial u_{ij}} = 0$ 。

また、 $\frac{\partial u_{il}}{\partial u_{ij}}$  は、 $l = j$  のときのみ 1 となるから、 $\frac{\partial u_{il}}{\partial u_{ij}} = \delta_{lj}$ 。

# ヤコビの公式 (Jacobi's Formula)

$\frac{\partial \Delta_{il}}{\partial u_{ij}} = 0$  と  $\frac{\partial u_{il}}{\partial u_{ij}} = \delta_{lj}$  を代入すれば,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} = \sum_l \left( \Delta_{il} \frac{\partial u_{il}}{\partial u_{ij}} + u_{il} \frac{\partial \Delta_{il}}{\partial u_{ij}} \right) = \sum_l (\Delta_{il} \delta_{lj}) = \Delta_{ij}$$

$\text{adj } \mathbf{U}$  の  $(j, i)$  成分は,  $\mathbf{U}$  の  $(i, j)$  余因子  $\Delta_{ij}$  であるから,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} = \Delta_{ij} = (\text{adj } \mathbf{U})_{ji} = \left( \text{adj}^\top \mathbf{U} \right)_{ij}$$

これを代入して,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} = \sum_i \sum_j \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} \left( \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)_{ij} = \sum_i \sum_j \left( \text{adj}^\top \mathbf{U} \right)_{ij} \left( \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)_{ij}$$

# ヤコビの公式 (Jacobi's Formula)

補題  $\text{tr}(\mathbf{A}^\top \mathbf{B}) = \sum_i \sum_j a_{ij} b_{ij}$  より, ヤコビの公式が得られる:

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} = \sum_i \sum_j (\text{adj}^\top \mathbf{U})_{ij} \left( \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)_{ij} = \text{tr} \left( \text{adj} \mathbf{U} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)$$

$\mathbf{U}^{-1} = \frac{1}{\det(\mathbf{U})} \text{adj} \mathbf{U}$  を代入すれば,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} = \det(\mathbf{U}) \text{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)$$

# 目次

- 1 概要
- 2 ヤコビの公式
- 3 スカラの行列による微分**
- 4 スカラのスカラによる微分
- 5 おまけ



- ③ スカラの行列による微分
  - 行列式を含む微分

# スカラの行列による微分

## ヤコビの公式, 行列式の対数

$$\frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} = \text{tr} \left( \text{adj} \mathbf{U} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) = \det(\mathbf{U}) \text{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \quad (\mathbf{U} = \mathbf{U}(x))$$

$$\frac{\partial \ln(\det(\mathbf{U}))}{\partial x} = \text{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \quad (\mathbf{U} = \mathbf{U}(x))$$

2つ目の式は, 以下のように示せる.  $y = \det(\mathbf{U})$  とおくと,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{U}))}{\partial x} &= \frac{\partial \ln y}{\partial x} = \frac{\partial \ln y}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial x} = \frac{1}{y} \frac{\partial y}{\partial x} = \frac{1}{\det(\mathbf{U})} \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} \\ &= \frac{1}{\det(\mathbf{U})} \cdot \det(\mathbf{U}) \text{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) = \text{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 行列式の 2 次微分

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \det(\mathbf{U})}{\partial x^2} = \det(\mathbf{U}) \left\{ \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial^2 \mathbf{U}}{\partial x^2} \right) \right. \\ \left. + \operatorname{tr}^2 \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) - \operatorname{tr} \left( \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)^2 \right) \right\} \quad (\mathbf{U} = \mathbf{U}(x)) \end{aligned}$$

以下のように示せる. 合成関数の微分より,

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \det(\mathbf{U})}{\partial x^2} &= \frac{\partial}{\partial x} \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \\ &= \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) + \det(\mathbf{U}) \frac{\partial \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)}{\partial x} \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$$\frac{\partial \operatorname{tr}(\mathbf{UV})}{\partial x} = \operatorname{tr}\left(\frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \mathbf{V}\right) + \operatorname{tr}\left(\mathbf{U} \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial x}\right) \text{ より,}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \det(\mathbf{U})}{\partial x^2} &= \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x} \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x}\right) + \det(\mathbf{U}) \frac{\partial \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x}\right)}{\partial x} \\ &= \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x}\right) \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x}\right) \\ &\quad + \det(\mathbf{U}) \left( \operatorname{tr}\left(\frac{\partial \mathbf{U}^{-1}}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x}\right) + \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial^2 \mathbf{U}}{\partial x^2}\right) \right) \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

式変形を続けると、次のようになる。

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 \det(\mathbf{U})}{\partial x^2} &= \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \\ &\quad + \det(\mathbf{U}) \left( \operatorname{tr} \left( \frac{\partial \mathbf{U}^{-1}}{\partial x} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) + \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial^2 \mathbf{U}}{\partial x^2} \right) \right) \\ &= \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \\ &\quad + \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( -\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) + \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial^2 \mathbf{U}}{\partial x^2} \right) \\ &= \det(\mathbf{U}) \left\{ \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial^2 \mathbf{U}}{\partial x^2} \right) + \operatorname{tr}^2 \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \right. \\ &\quad \left. - \operatorname{tr} \left( \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)^2 \right) \right\}\end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 行列式

$$\begin{aligned}\frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} &= \text{adj } \mathbf{X} = \det(\mathbf{X})\mathbf{X}^{-1} \\ \frac{\partial \det(a\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} &= a \text{adj } (a\mathbf{X}) = \det(a\mathbf{X})\mathbf{X}^{-1} \quad (a \text{ は定数})\end{aligned}$$

以下のように、要素ごとに確認できる。余因子展開  $\det(\mathbf{X}) = \sum_l x_{lk} \Delta_{lk}$  について、 $k = i$  を選べば、

$$\begin{aligned}\left(\frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}}\right)_{ij} &= \frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial x_{ji}} = \frac{\partial}{\partial x_{ji}} \sum_l x_{li} \Delta_{li} \\ &= \sum_l \left( \Delta_{li} \frac{\partial x_{li}}{\partial x_{ji}} + x_{li} \frac{\partial \Delta_{li}}{\partial x_{ji}} \right)\end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$\mathbf{X}$  の  $(l, i)$  余因子  $\Delta_{li} = (-1)^{l+i} \det(\tilde{\mathbf{X}}_{li})$  について,  $\tilde{\mathbf{X}}_{li}$  は,  $\mathbf{X}$  から  $l$  行目と  $i$  列目を除いた行列であるから,  $\Delta_{li}$  は  $x_{ji}$  には依存しない定数項. よって,  $\frac{\partial \Delta_{li}}{\partial x_{ji}} = 0$ . また,  $\frac{\partial x_{li}}{\partial x_{ji}} = \delta_{lj}$ . よって,

$$\left( \frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} = \sum_l \left( \Delta_{li} \frac{\partial x_{li}}{\partial x_{ji}} + x_{li} \frac{\partial \Delta_{li}}{\partial x_{ji}} \right) = \sum_l \Delta_{li} \delta_{lj} = \Delta_{ji}$$

余因子行列  $\text{adj } \mathbf{X}$  の  $(i, j)$  成分は,  $\mathbf{X}$  の  $(j, i)$  余因子  $\Delta_{ji}$  であるから,

$$\left( \frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} = \Delta_{ji} = (\text{adj } \mathbf{X})_{ij}$$

$\frac{\partial \det(a\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}}$  についても, 同様の流れで確認できる.

# スカラの行列による微分

## 行列式対数の対数 (重要な式の1つ)

$$\frac{\partial \ln(\det(a\mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}} = \mathbf{X}^{-1} \quad (a \text{ は定数})$$

$$\frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}} = \mathbf{X}^{-1}$$

以下のように、要素ごとに確認できる。合成関数の微分より、

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \ln(\det(a\mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} &= \frac{\partial \ln(\det(a\mathbf{X}))}{\partial x_{ji}} = \frac{1}{\det(a\mathbf{X})} \frac{\partial \det(a\mathbf{X})}{\partial x_{ji}} \\ &= \frac{1}{\det(a\mathbf{X})} \left( \frac{\partial \det(a\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} \\ &= \frac{1}{\det(a\mathbf{X})} (\det(a\mathbf{X})\mathbf{X}^{-1})_{ij} = (\mathbf{X}^{-1})_{ij} \end{aligned}$$



# スカラの行列による微分

## 行列積の行列式

$A, B$  が正方行列であるとき,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{AXB})}{\partial \mathbf{X}} = \det(\mathbf{AXB})\mathbf{X}^{-1} \quad (\mathbf{A}, \mathbf{B} \text{ は定数})$$

$A, B$  が正方行列ではないとき,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{AXB})}{\partial \mathbf{X}} = \det(\mathbf{AXB})\mathbf{B}(\mathbf{AXB})^{-1}\mathbf{A} \quad (\mathbf{A}, \mathbf{B} \text{ は定数})$$

$A, B$  が正方行列であるとき,  $\det(\mathbf{ABC}) = \det(\mathbf{A})\det(\mathbf{B})\det(\mathbf{C})$  を用いて示せる (練習問題).

# スカラの行列による微分

$A, B$  が正方行列ではないとき、以下のように、要素ごとに確認できる。  
 $U = AXB$  とおき、ヤコビの公式を用いる。

$$\left( \frac{\partial \det(\mathbf{AXB})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} = \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x_{ji}} = \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}} \right)$$

ここで、行列積のスカラによる微分から、

$$\frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}} = \frac{\partial \mathbf{AXB}}{\partial x_{ji}} = \mathbf{A} \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x_{ji}} \mathbf{B} = \mathbf{A} \mathbf{J}^{ji} \mathbf{B}$$

( $\mathbf{J}^{ji}$  は、 $(j, i)$  成分のみが 1 で、それ以外が 0 であるような行列)

トレースを計算すると、

$$\operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}} \right) = \operatorname{tr} (\mathbf{U}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{J}^{ji} \mathbf{B}) = \sum_k (\mathbf{U}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{J}^{ji} \mathbf{B})_{kk}$$

# スカラの行列による微分

$\mathbf{U}^{-1}$  の各成分を  $z_{ij}$  とおき、式変形を続けると、

$$\begin{aligned}\operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1}\frac{\partial\mathbf{U}}{\partial x_{ji}}\right) &= \sum_k (\mathbf{U}^{-1}\mathbf{A}\mathbf{J}^{ji}\mathbf{B})_{kk} \\ &= \sum_k \sum_l \sum_m \sum_n z_{kl}a_{lm}(\mathbf{J}^{ji})_{mn}b_{nk} = \sum_k \sum_l \sum_m \sum_n z_{kl}a_{lm}\delta_{jm}\delta_{in}b_{nk} \\ &= \sum_k \sum_l z_{kl}a_{lj}b_{ik} = \sum_k b_{ik}(\mathbf{U}^{-1}\mathbf{A})_{kj} = (\mathbf{B}\mathbf{U}^{-1}\mathbf{A})_{ij}\end{aligned}$$

ただし、 $(\mathbf{J}^{ji})_{mn} = \delta_{jm}\delta_{in}$ . よって  $(\mathbf{U} = \mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B})$ ,

$$\begin{aligned}\left(\frac{\partial \det(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B})}{\partial \mathbf{X}}\right)_{ij} &= \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1}\frac{\partial\mathbf{U}}{\partial x_{ji}}\right) = \det(\mathbf{U}) (\mathbf{B}\mathbf{U}^{-1}\mathbf{A})_{ij} \\ &= \det(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B}) \left(\mathbf{B}(\mathbf{A}\mathbf{X}\mathbf{B})^{-1}\mathbf{A}\right)_{ij}\end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 累乗の行列式

$$\frac{\partial \det(\mathbf{X}^n)}{\partial \mathbf{X}} = n \det(\mathbf{X}^n) \mathbf{X}^{-1}$$

以下のように、要素ごとに確認できる.  $\det(\mathbf{A}^n) = (\det(\mathbf{A}))^n$  と、合成関数の微分より、

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \det(\mathbf{X}^n)}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} &= \frac{\partial \det(\mathbf{X}^n)}{\partial x_{ji}} = \frac{\partial}{\partial x_{ji}} (\det(\mathbf{X}))^n \\ &= n (\det(\mathbf{X}))^{n-1} \frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial x_{ji}} = n (\det(\mathbf{X}))^{n-1} \left( \frac{\partial \det(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} \\ &= n (\det(\mathbf{X}))^{n-1} \det(\mathbf{X}) (\mathbf{X}^{-1})_{ij} = n (\det(\mathbf{X}))^n (\mathbf{X}^{-1})_{ij} \\ &= n \det(\mathbf{X}^n) (\mathbf{X}^{-1})_{ij} \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 二次式の行列式

$\mathbf{X}$  が正方行列で、正則とすると、

$$\frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} = 2 \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) \mathbf{X}^{-1} \quad (\mathbf{A} \text{ は定数})$$

以下のように示せる.  $\det(\mathbf{A}^\top) = \det(\mathbf{A})$  を用いる.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{X}} \det(\mathbf{A}) \det(\mathbf{X}) \det(\mathbf{X}^\top) = \det(\mathbf{A}) \frac{\partial}{\partial \mathbf{X}} (\det(\mathbf{X}))^2 \\ &= \det(\mathbf{A}) \frac{\partial}{\partial \mathbf{X}} \det(\mathbf{X}^2) = 2 \det(\mathbf{A}) \det(\mathbf{X}^2) \mathbf{X}^{-1} \\ &= 2 \det(\mathbf{A}) \det(\mathbf{X}) \det(\mathbf{X}) \mathbf{X}^{-1} \\ &= 2 \det(\mathbf{X}) \det(\mathbf{A}) \det(\mathbf{X}^\top) \mathbf{X}^{-1} = 2 \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) \mathbf{X}^{-1} \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 二次式の行列式

$\mathbf{X}$  が正方行列ではないとき,

$$\frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} = \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top + (\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \right) \quad (\mathbf{A} \text{ は定数})$$

以下のように、要素ごとに確認できる。 $\mathbf{U} = \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}$  とおき、ヤコビの公式を用いる。

$$\left( \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} = \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x_{ji}} = \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}} \right)$$

# スカラの行列による微分

ここで、行列積のスカラによる微分から、

$$\begin{aligned}\frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}} &= \frac{\partial \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}}{\partial x_{ji}} = \frac{\partial \mathbf{X}^\top}{\partial x_{ji}} \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{A}}{\partial x_{ji}} \mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial x_{ji}} \\ &= (\mathbf{J}^{ji})^\top \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{J}^{ji}\end{aligned}$$

( $\mathbf{J}^{ji}$  は、 $(j, i)$  成分のみが 1 で、それ以外が 0 であるような行列)

トレースを計算すると、

$$\begin{aligned}\text{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}}\right) &= \text{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \left((\mathbf{J}^{ji})^\top \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{J}^{ji}\right)\right) \\ &= \sum_k \left(\mathbf{U}^{-1} \left((\mathbf{J}^{ji})^\top \mathbf{A} \mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{J}^{ji}\right)\right)_{kk}\end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$\mathbf{U}^{-1}$  の各成分を  $z_{ij}$  とする.  $(\mathbf{J}^{ji})_{lm} = \delta_{jl}\delta_{im}$  であるから,

$$\begin{aligned}\operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1}\frac{\partial\mathbf{U}}{\partial x_{ji}}\right) &= \sum_k \left(\mathbf{U}^{-1}\left((\mathbf{J}^{ji})^\top \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \mathbf{A}\mathbf{J}^{ji}\right)\right)_{kk} \\ &= \sum_k \sum_l z_{kl} \left((\mathbf{J}^{ji})^\top \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{X}^\top \mathbf{A}\mathbf{J}^{ji}\right)_{lk} \\ &= \sum_k \sum_l z_{kl} \left(\sum_m \sum_n (\mathbf{J}^{ji})_{ml} a_{mn} x_{nk} + \sum_m \sum_n x_{ml} a_{mn} (\mathbf{J}^{ji})_{nk}\right) \\ &= \sum_k \sum_l z_{kl} \left(\sum_m \sum_n \delta_{jm}\delta_{il} a_{mn} x_{nk} + \sum_m \sum_n x_{ml} a_{mn} \delta_{jn}\delta_{ik}\right) \\ &= \sum_k z_{ki} \sum_n a_{jn} x_{nk} + \sum_l z_{il} \sum_m x_{ml} a_{mj}\end{aligned}$$



# スカラーの行列による微分

整理すると,

$$\begin{aligned}\operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1}\frac{\partial\mathbf{U}}{\partial x_{ji}}\right) &= \sum_k z_{ki} \sum_n a_{jn} x_{nk} + \sum_l z_{il} \sum_m x_{ml} a_{mj} \\ &= \sum_k z_{ki} \left(\mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top\right)_{kj} + \sum_l z_{il} \left(\mathbf{X}^\top \mathbf{A}\right)_{lj} \\ &= \left(\left(\mathbf{U}^{-1}\right)^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top\right)_{ij} + \left(\mathbf{U}^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A}\right)_{ij}\end{aligned}$$

これを, 以下の式に代入し直す ( $\mathbf{U} = \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}$ ).

$$\left(\frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}}\right)_{ij} = \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x_{ji}} = \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr}\left(\mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}}\right)$$

# スカラの行列による微分

以上をまとめると,

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} &= \frac{\partial \det(\mathbf{U})}{\partial x_{ji}} = \det(\mathbf{U}) \operatorname{tr} \left( \mathbf{U}^{-1} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x_{ji}} \right) \\ &= \det(\mathbf{U}) \left( (\mathbf{U}^{-1})^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top + \mathbf{U}^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \right)_{ij} \\ &= \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top + (\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \right)_{ij} \end{aligned}$$

ただし,  $(\mathbf{A}^{-1})^\top = (\mathbf{A}^\top)^{-1}$  と,  $(\mathbf{ABC})^\top = \mathbf{C}^\top \mathbf{B}^\top \mathbf{A}^\top$  であるから,

$$(\mathbf{U}^{-1})^\top = (\mathbf{U}^\top)^{-1} = \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})^\top \right)^{-1} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top \mathbf{X})^{-1}$$

# スカラの行列による微分

## 二次式の行列式

$\mathbf{X}$  が正方行列ではなく、 $\mathbf{A}$  が対称行列であるとき、

$$\frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} = 2 \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) (\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A}$$

$$\frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} = 2 \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top = 2 \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) \mathbf{X}^\dagger$$

( $\mathbf{A}$  は定数,  $\mathbf{X}^\dagger = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top$  は  $\mathbf{X}$  の擬似逆行列)

以下の式に、 $\mathbf{A} = \mathbf{A}^\top$  を代入して整理すればよい (練習問題).

$$\begin{aligned} \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} &= \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X}) \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A}^\top \right. \\ &\quad \left. + (\mathbf{X}^\top \mathbf{A} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{A} \right) \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 二次式の行列式の対数

$$\frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}} = 2\mathbf{X}^\dagger \quad (\mathbf{X}^\dagger = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \text{ は, } \mathbf{X} \text{ の擬似逆行列})$$

以下のように、要素ごとに確認できる。

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} &= \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial x_{ji}} = \frac{1}{\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})} \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})}{\partial x_{ji}} \\ &= \frac{1}{\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})} \left( \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} = \frac{1}{\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})} \left( 2 \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) \mathbf{X}^\dagger \right)_{ij} \\ &= 2 \left( \mathbf{X}^\dagger \right)_{ij} \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

## 二次式の行列式の対数

$$\frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}^\dagger} = -2\mathbf{X} \quad (\mathbf{X}^\dagger = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \text{ は, } \mathbf{X} \text{ の擬似逆行列})$$

$\mathbf{X}^\dagger$  の各成分を  $z_{ij}$  とする. 以下のように, 要素ごとに調べる.

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}^\dagger} \right)_{ij} &= \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial z_{ji}} = \frac{1}{\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})} \frac{\partial \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})}{\partial z_{ji}} \\ &= \frac{1}{\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})} \det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) \operatorname{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \frac{\partial \mathbf{X}^\top \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) \\ &= \operatorname{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \left( \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} + \frac{\partial \mathbf{X}^\top}{\partial z_{ji}} \mathbf{X} \right) \right) \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$\text{tr}(\mathbf{A}^\top) = \text{tr}(\mathbf{A})$ ,  $(\mathbf{A}^{-1})^\top = (\mathbf{A}^\top)^{-1}$  と、トレースの循環性より,

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}^\dagger} \right)_{ij} &= \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \left( \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} + \frac{\partial \mathbf{X}^\top}{\partial z_{ji}} \mathbf{X} \right) \right) \\ &= \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) + \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \frac{\partial \mathbf{X}^\top}{\partial z_{ji}} \mathbf{X} \right) \\ &= \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) + \text{tr} \left( \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \right) \quad (\because \text{転置}) \\ &= \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) + \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) \quad (\because \text{循環性}) \\ &= 2 \text{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} = \left( \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \mathbf{X}^\dagger} \right)_{ij}$  を調べる.  $\mathbf{X} = \mathbf{Y}^\dagger, \mathbf{Y} = \mathbf{X}^\dagger$  と置き換えると,

$$\left( \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \mathbf{X}^\dagger} \right)_{ij} = \left( \frac{\partial \mathbf{Y}^\dagger}{\partial \mathbf{Y}} \right)_{ij} = \left( \frac{\partial (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top}{\partial \mathbf{Y}} \right)_{ij} = \frac{\partial (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top}{\partial y_{ji}}$$

行列積のスカラによる微分, 逆行列の微分から,

$$\begin{aligned} \frac{\partial (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top}{\partial y_{ji}} &= \frac{\partial (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1}}{\partial y_{ji}} \mathbf{Y}^\top + (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \frac{\partial \mathbf{Y}^\top}{\partial y_{ji}} \\ &= - (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \frac{\partial \mathbf{Y}^\top \mathbf{Y}}{\partial y_{ji}} (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top + (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} (\mathbf{J}^{ji})^\top \\ &= - (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \left( \frac{\partial \mathbf{Y}^\top}{\partial y_{ji}} \mathbf{Y} + \mathbf{Y}^\top \frac{\partial \mathbf{Y}}{\partial y_{ji}} \right) (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top + (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} (\mathbf{J}^{ji})^\top \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$$\begin{aligned} &= -(\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \left( (\mathbf{J}^{ji})^\top \mathbf{Y} + \mathbf{Y}^\top \mathbf{J}^{ji} \right) (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top + (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} (\mathbf{J}^{ji})^\top \\ &= -(\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} (\mathbf{J}^{ji})^\top \left( \mathbf{Y} (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top - \mathbf{I} \right) \\ &\quad - (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top \mathbf{J}^{ji} (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top \\ &= -(\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} (\mathbf{J}^{ji})^\top (\mathbf{Y} \mathbf{Y}^\dagger - \mathbf{I}) - \mathbf{Y}^\dagger \mathbf{J}^{ji} \mathbf{Y}^\dagger \\ &= -(\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} (\mathbf{J}^{ji})^\top (\mathbf{Y} \mathbf{X} - \mathbf{I}) - \mathbf{X} \mathbf{J}^{ji} \mathbf{X} \end{aligned}$$

$\mathbf{J}^{ji}$  は,  $(j, i)$  成分のみが 1, それ以外の成分が 0 の行列.

$\mathbf{Y} = \mathbf{X}^\dagger = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top$  より,  $\mathbf{Y} \mathbf{X} - \mathbf{I} = \mathbf{0}$  であるから, 結局,

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} = \left( \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial \mathbf{X}^\dagger} \right)_{ij} = \left( \frac{\partial \mathbf{Y}^\dagger}{\partial \mathbf{Y}} \right)_{ij} = \frac{\partial (\mathbf{Y}^\top \mathbf{Y})^{-1} \mathbf{Y}^\top}{\partial y_{ji}} = -\mathbf{X} \mathbf{J}^{ji} \mathbf{X}$$



# スカラの行列による微分

よって、トレースの定義と、 $(\mathbf{J}^{ji})_{kl} = \delta_{jk}\delta_{il}$  を使うと、

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial \ln(\det(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}))}{\partial \mathbf{X}^\dagger} \right)_{ij} &= 2 \operatorname{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial z_{ji}} \right) \\ &= -2 \operatorname{tr} \left( (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{X} \mathbf{J}^{ji} \mathbf{X} \right) = -2 \operatorname{tr}(\mathbf{J}^{ji} \mathbf{X}) \\ &= -2 \sum_k (\mathbf{J}^{ji} \mathbf{X})_{kk} = -2 \sum_k \sum_l (\mathbf{J}^{ji})_{kl} x_{lk} \\ &= -2 \sum_k \sum_l \delta_{jk}\delta_{il} x_{lk} = -2x_{ij} \end{aligned}$$

以上で、行列式を含む微分を確認できました。長かったですね。

# 目次

- 1 概要
- 2 ヤコビの公式
- 3 スカラの行列による微分
- 4 スカラのスカラによる微分
- 5 おまけ

## 4 スカラのスカラによる微分

- ベクトルを含む場合
- 行列を含む場合

# スカラのスカラによる微分 (ベクトルを含む場合)

## 合成関数

$$\frac{\partial g(\mathbf{u})}{\partial x} = \frac{\partial g(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x} \quad (\mathbf{u} = \mathbf{u}(x))$$

合成関数の微分から示せる.

$$\frac{\partial g(\mathbf{u})}{\partial x} = \sum_i \frac{\partial g(\mathbf{u})}{\partial u_i} \frac{\partial u_i}{\partial x} = \sum_i \left( \frac{\partial g(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}} \right)_i \left( \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x} \right)_i = \underbrace{\frac{\partial g(\mathbf{u})}{\partial \mathbf{u}}}_{\text{横ベクトル}} \underbrace{\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x}}_{\text{縦ベクトル}}$$

# スカラのスカラによる微分 (ベクトルを含む場合)

## 合成関数

$$\frac{\partial \mathbf{u}^\top \mathbf{v}}{\partial x} = \mathbf{u}^\top \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial x} + \left( \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x} \right)^\top \mathbf{v} \quad (\mathbf{u} = \mathbf{u}(x), \mathbf{v} = \mathbf{v}(x))$$

合成関数の微分から示せる.

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{u}^\top \mathbf{v}}{\partial x} &= \frac{\partial}{\partial x} \sum_i u_i v_i = \sum_i \left( u_i \frac{\partial v_i}{\partial x} + \frac{\partial u_i}{\partial x} v_i \right) \\ &= \sum_i \left( u_i \left( \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial x} \right)_i + \left( \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x} \right)_i v_i \right) = \mathbf{u}^\top \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial x} + \left( \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial x} \right)^\top \mathbf{v} \end{aligned}$$

## 4 スカラのスカラによる微分

- ベクトルを含む場合
- 行列を含む場合

# スカラのスカラによる微分 (行列を含む場合)

## 合成関数

$$\frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial x} = \text{tr} \left( \frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial \mathbf{U}} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \quad (\mathbf{U} = \mathbf{U}(x))$$

合成関数の微分から示せる.

$$\begin{aligned} \frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial x} &= \sum_i \sum_j \frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial u_{ij}} \frac{\partial u_{ij}}{\partial x} = \sum_i \sum_j \left( \frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial \mathbf{U}} \right)_{ji} \left( \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)_{ij} \\ &= \sum_j \left( \frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial \mathbf{U}} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right)_{jj} = \text{tr} \left( \frac{\partial g(\mathbf{U})}{\partial \mathbf{U}} \frac{\partial \mathbf{U}}{\partial x} \right) \end{aligned}$$

# このスライドの概要

- 行列とベクトルの入った微分を, 大体確認した.
  - ベクトルのスカラによる微分
  - スカラのベクトルによる微分
  - ベクトルのベクトルによる微分
  - 行列積のスカラによる微分
  - スカラの行列による微分
  - スカラのスカラによる微分 (ベクトルや行列を関数として含む場合)
  - 逆行列, トレース, 行列式の入った微分
- お疲れ様でした!



# 目次

- 1 概要
- 2 ヤコビの公式
- 3 スカラの行列による微分
- 4 スカラのスカラによる微分
- 5 おまけ

# スカラの行列による微分

## 行列積の逆伝播

$\mathbf{W}$  を  $C_{\text{In}} \times C_{\text{Out}}$  行列,  $\mathbf{X}$  を  $B \times C_{\text{In}}$  行列,  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{W}$  を  $B \times C_{\text{Out}}$  行列とする. このとき, 関数  $L = L(\mathbf{Y}) = L(\mathbf{X}, \mathbf{W})$  の  $\mathbf{X}, \mathbf{W}$  に対する偏微分は,

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}} = \mathbf{W} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}, \quad \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}} = \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}} \mathbf{X}$$

分子レイアウトを使っているから,  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}$  は  $C_{\text{Out}} \times B$  行列,  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}}$  は  $C_{\text{In}} \times B$  行列,  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}}$  は  $C_{\text{Out}} \times C_{\text{In}}$  行列であることに注意.  
分母レイアウトを使った場合は, 次のようになる:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}} = \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}} \mathbf{W}^\top, \quad \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}} = \mathbf{X}^\top \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}$$

$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}, \frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}}, \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}}$  は, 元と同じく  $B \times C_{\text{Out}}, B \times C_{\text{In}}, C_{\text{In}} \times C_{\text{Out}}$  行列である.

# スカラの行列による微分

以下のように、合成関数の微分を用いて、要素ごとに確認できる。  $L$  は、  $\mathbf{Y}$  の全成分についての関数であるから、

$$\left( \frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} = \frac{\partial L}{\partial x_{ji}} = \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \frac{\partial y_{kl}}{\partial x_{ji}}$$

$\mathbf{Y} = \mathbf{XW}$  より、  $y_{kl} = \sum_m x_{km} w_{ml}$  であるから、

$$\begin{aligned} \left( \frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}} \right)_{ij} &= \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \frac{\partial y_{kl}}{\partial x_{ji}} = \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \frac{\partial}{\partial x_{ji}} \sum_m x_{km} w_{ml} \\ &= \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \sum_m \frac{\partial x_{km}}{\partial x_{ji}} w_{ml} \end{aligned}$$

# スカラの行列による微分

$\frac{\partial x_{km}}{\partial x_{ji}} = \delta_{kj}\delta_{mi}$  であるから,

$$\begin{aligned}\left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{X}}\right)_{ij} &= \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \sum_m \delta_{kj}\delta_{mi} w_{ml} \\ &= \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{jl}} w_{il} = \sum_l \left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}\right)_{lj} w_{il} = \left(\mathbf{W} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}\right)_{ij}\end{aligned}$$

また  $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}}$  についても, 合成関数の微分を用いて,

$$\left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}}\right)_{ij} = \frac{\partial L}{\partial w_{ji}} = \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \frac{\partial y_{kl}}{\partial w_{ji}}$$

# スカラの行列による微分

$\mathbf{Y} = \mathbf{XW}$  より,  $y_{kl} = \sum_m x_{km} w_{ml}$  であるから,

$$\begin{aligned}\left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}}\right)_{ij} &= \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \frac{\partial y_{kl}}{\partial w_{ji}} = \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_m x_{km} w_{ml} \\ &= \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \sum_m x_{km} \frac{\partial w_{ml}}{\partial w_{ji}}\end{aligned}$$

$\frac{\partial w_{ml}}{\partial w_{ji}} = \delta_{mj} \delta_{li}$  であるから,

$$\begin{aligned}\left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}}\right)_{ij} &= \sum_k \sum_l \frac{\partial L}{\partial y_{kl}} \sum_m x_{km} \delta_{mj} \delta_{li} \\ &= \sum_k \frac{\partial L}{\partial y_{ki}} x_{kj} = \sum_k \left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}}\right)_{ik} x_{kj} = \left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{Y}} \mathbf{X}\right)_{ij}\end{aligned}$$