

# 矩阵分析简介

# 矩阵微分——相对于数量变量的微分

对于n维函数向量  $\mathbf{a}(t) = (a_1(t), a_2(t), \dots, a_n(t))^T$

对数量变量  $t$  的导数为：

$$\frac{d\mathbf{a}}{dt} \triangleq \left( \frac{da_1}{dt}, \frac{da_2}{dt}, \dots, \frac{da_n}{dt} \right)^T$$

对于  $m \times n$  阶函数矩阵  $\mathbf{A}(t) = (a_{i,j}(t))_{m \times n}$

对数量变量  $t$  的导数为：

$$\frac{d\mathbf{A}}{dt} \triangleq \left( \frac{da_{i,j}}{dt} \right)_{m \times n}$$

# 矩阵微分——相对于数量变量的微分

设  $\mathbf{A}(t), \mathbf{B}(t), \mathbf{A}^{-1}(t)$  及数量函数  $\lambda(t)$  对数量变量  $t$  均可导，则：

$$1) \quad \frac{d(\mathbf{A} \pm \mathbf{B})}{dt} = \frac{d\mathbf{A}}{dt} \pm \frac{d\mathbf{B}}{dt} \quad \forall \mathbf{A}, \mathbf{B} \in \mathbb{F}^{m \times n}$$

$$2) \quad \frac{d\lambda\mathbf{A}}{dt} = \frac{d\lambda}{dt}\mathbf{A} + \lambda\frac{d\mathbf{A}}{dt} \quad \forall \mathbf{A} \in \mathbb{F}^{m \times n}$$

$$3) \quad \frac{d\mathbf{A}\mathbf{B}}{dt} = \frac{d\mathbf{A}}{dt}\mathbf{B} + \mathbf{A}\frac{d\mathbf{B}}{dt} \quad \forall \mathbf{A} \in \mathbb{F}^{m \times n}, \mathbf{B} \in \mathbb{F}^{n \times p}$$

$$4) \quad \frac{d\mathbf{A}^{-1}}{dt} = -\mathbf{A}^{-1}\frac{d\mathbf{A}}{dt}\mathbf{A}^{-1} \quad \forall \mathbf{A} \in \mathbb{F}_n^{n \times n}$$

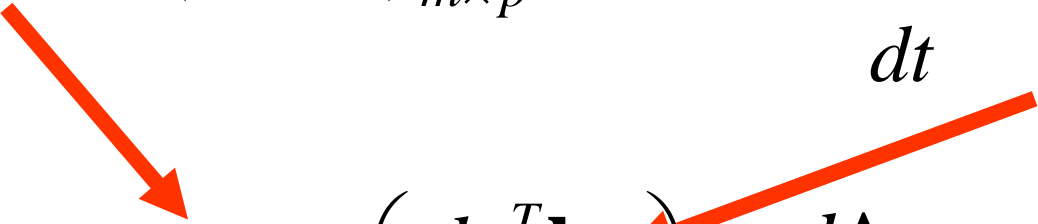
$$3) \quad \frac{d\mathbf{AB}}{dt} = \frac{d\mathbf{A}}{dt} \mathbf{B} + \mathbf{A} \frac{d\mathbf{B}}{dt} \quad \forall \mathbf{A} \in \mathbb{F}^{m \times n}, \mathbf{B} \in \mathbb{F}^{n \times p}$$

第一步：将 $\mathbf{AB}$ 以转换为  
向量乘积矩阵

第二步：证明向量乘  
积求导公式：

$$\mathbf{AB} = \left( \mathbf{a}_i^T \mathbf{b}_j \right)_{m \times p}$$

$$\frac{d(\mathbf{a}^T \mathbf{b})}{dt} = \frac{d\mathbf{a}^T}{dt} \mathbf{b} + \mathbf{a}^T \frac{d\mathbf{b}}{dt}$$



$$\frac{d\mathbf{AB}}{dt} = \left( \frac{d\mathbf{a}_i^T \mathbf{b}_j}{dt} \right)_{m \times p} = \frac{d\mathbf{A}}{dt} \mathbf{B} + \mathbf{A} \frac{d\mathbf{B}}{dt}$$

第三步：代入乘积矩阵，得出求导结果

第一步：**AB**以转换为向量乘积矩阵：

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} \\ a_{51} & a_{52} & a_{53} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1^T \\ \mathbf{a}_2^T \\ \mathbf{a}_3^T \\ \mathbf{a}_4^T \\ \mathbf{a}_5^T \end{pmatrix} \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & b_{14} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} & b_{34} \end{pmatrix}$$

$$= (\mathbf{b}_1 \quad \mathbf{b}_2 \quad \mathbf{b}_3 \quad \mathbf{b}_4)$$

$$\mathbf{AB} = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1^T \mathbf{b}_1 & \mathbf{a}_1^T \mathbf{b}_2 & \mathbf{a}_1^T \mathbf{b}_3 & \mathbf{a}_1^T \mathbf{b}_4 \\ \mathbf{a}_2^T \mathbf{b}_1 & \mathbf{a}_2^T \mathbf{b}_2 & \mathbf{a}_2^T \mathbf{b}_3 & \mathbf{a}_2^T \mathbf{b}_4 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{a}_5^T \mathbf{b}_1 & \mathbf{a}_5^T \mathbf{b}_2 & \mathbf{a}_5^T \mathbf{b}_3 & \mathbf{a}_5^T \mathbf{b}_4 \end{pmatrix} = \left( \mathbf{a}_i^T \mathbf{b}_j \right)_{m \times p}$$

## 第二步：向量乘积求导

$$\begin{aligned}\frac{d(\mathbf{a}^T \mathbf{b})}{dt} &= \frac{d \sum_n a_n b_n}{dt} = \sum_n \frac{d(a_n b_n)}{dt} \\&= \sum_n \left( \frac{da_n}{dt} b_n + a_n \frac{db_n}{dt} \right) = \sum_n \left( \frac{da_n}{dt} b_n \right) + \sum_n \left( a_n \frac{db_n}{dt} \right) \\&= \frac{d\mathbf{a}^T}{dt} \mathbf{b} + \mathbf{a}^T \frac{d\mathbf{b}}{dt}\end{aligned}$$

第三步：代入乘积矩阵，得出求导结果

$$\begin{aligned} \mathbf{AB} &= \left( \mathbf{a}_i^t \mathbf{b}_j \right)_{m \times p} \\ \frac{d\mathbf{AB}}{dt} &= \left( \frac{d\mathbf{a}_i^t \mathbf{b}_j}{dt} \right)_{m \times p} = \left( \frac{d\mathbf{a}^t}{dt} \mathbf{b} + \mathbf{a}^t \frac{d\mathbf{b}}{dt} \right)_{m \times p} \\ &= \left( \frac{d\mathbf{a}^t}{dt} \mathbf{b} \right)_{m \times p} + \left( \mathbf{a}^t \frac{d\mathbf{b}}{dt} \right)_{m \times p} = \frac{d\mathbf{A}}{dt} \mathbf{B} + \mathbf{A} \frac{d\mathbf{B}}{dt} \end{aligned}$$

# 矩阵微分——相对于数量变量的微分

例:求二次型  $\mathbf{x}^T A \mathbf{x}$  对  $t$  的导数

其中  $\mathbf{x} = \mathbf{x}(t)$  是  $n$  维函数向量  $A = A^T \in R^{n \times n}$  是数字矩阵



# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

- 1, 数量函数的导数
- 2, 函数向量的导数

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 1, 数量函数的导数

设  $f(\mathbf{x}) = g(x_1, x_2, \dots, x_n)$  是以向量  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$  为自变量的数量函数, 定义

$$\frac{df(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial g}{\partial x_1} \\ \frac{\partial g}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial g}{\partial x_n} \end{pmatrix} = \left( \frac{\partial}{\partial x_i} \right)_{n \times 1} \otimes g = \underbrace{\nabla g(x_1, x_2, \dots, x_n)}_{\text{数量场的梯度}}$$

**f成绩=g(出勤, 作业, 考试, 报告)**

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 1, 数量函数的导数

设  $f(\mathbf{x}) = g(x_1, x_2, \dots, x_n)$  是以向量  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$  为自变量的数量函数, 定义

$$\frac{df(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^t} \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial g}{\partial x_1} & \frac{\partial g}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial g}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

数量函数, 对列向量的导数 —— 列向量  
对行向量的导数 —— 行向量

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 1, 数量函数的导数

设  $f(\mathbf{x}) = g(x_1, x_2, \cdots x_n)$ ,  $h(\mathbf{x}) = k(x_1, x_2, \cdots x_n)$ , 有:

$$\frac{d(f(\mathbf{x}) \pm h(\mathbf{x}))}{d\mathbf{x}} = \frac{df(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \pm \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}}$$

$$\frac{d(f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}))}{d\mathbf{x}} = \frac{df(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} h(\mathbf{x}) + f(\mathbf{x}) \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}}$$

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 1, 数量函数的导数

例：求函数  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^t \mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}$  的导数

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 2, 函数向量的导数

设  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$  且  $\mathbf{a}(\mathbf{x}) = (\alpha_1(\mathbf{x}), \alpha_2(\mathbf{x}), \dots, \alpha_m(\mathbf{x}))^t$

是向量  $\mathbf{x}$  的函数向量, 定义:

$$\frac{d\mathbf{a}(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^t} \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial \alpha_1}{\partial x_1} & \frac{\partial \alpha_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial \alpha_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial \alpha_2}{\partial x_1} & \frac{\partial \alpha_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial \alpha_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \alpha_m}{\partial x_1} & \frac{\partial \alpha_m}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial \alpha_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}_{m \times n} \quad \frac{d\mathbf{a}(\mathbf{x})^t}{d\mathbf{x}} \triangleq \left( \frac{d\mathbf{a}(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^t} \right)^t$$

列对行、行对列

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 2, 函数向量的导数

设  $\mathbf{a}(\mathbf{x}), \mathbf{b}(\mathbf{x}) \in F^m, \mathbf{x} \in F^n, \lambda(\mathbf{x}) \in F$  则

$$1) \quad \frac{d(\mathbf{a} \pm \mathbf{b})}{d\mathbf{x}^t} = \frac{d\mathbf{a}}{d\mathbf{x}^t} \pm \frac{d\mathbf{b}}{d\mathbf{x}^t}$$

单独一个向量,  
通常特指列向  
量

$$2) \quad \frac{d\lambda\mathbf{a}}{d\mathbf{x}^t} = \frac{d\lambda}{d\mathbf{x}^t} \mathbf{a} + \lambda \frac{d\mathbf{a}}{d\mathbf{x}^t}$$

$$3) \quad \frac{d\mathbf{a}^t \mathbf{b}}{d\mathbf{x}^t} \xrightarrow{\quad} \mathbf{b}^t \frac{d\mathbf{a}}{d\mathbf{x}^t} + \mathbf{a}^t \frac{d\mathbf{b}}{d\mathbf{x}^t}$$

$\mathbf{a}^t \mathbf{b}$  求导后的形  
式还是  $\mathbf{p}^t \mathbf{q}$

$$4) \quad \frac{d\mathbf{a}^t \mathbf{b}}{d\mathbf{x}} \xrightarrow{\quad} \frac{d\mathbf{a}^t}{d\mathbf{x}} \mathbf{b} + \frac{d\mathbf{b}^t}{d\mathbf{x}} \mathbf{a}$$

行列相对

# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

$$\begin{aligned}\frac{d\mathbf{a}^t \mathbf{b}}{d\mathbf{x}^t} &= \left( \frac{\partial(\mathbf{a}^t \mathbf{b})}{\partial x_1}, \frac{\partial(\mathbf{a}^t \mathbf{b})}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial(\mathbf{a}^t \mathbf{b})}{\partial x_n} \right) \\&\quad \xrightarrow{\text{red arrow}} \quad \frac{d(\mathbf{a}^t \mathbf{b})}{dt} = \frac{d\mathbf{a}^t}{dt} \mathbf{b} + \mathbf{a}^t \frac{d\mathbf{b}}{dt} \\&= \left( \frac{\partial \mathbf{a}^t}{\partial x_1} \mathbf{b} + \mathbf{a}^t \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial \mathbf{a}^t}{\partial x_n} \mathbf{b} + \mathbf{a}^t \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial x_n} \right) \\&= \left( \frac{\partial \mathbf{a}^t}{\partial x_1} \mathbf{b}, \dots, \frac{\partial \mathbf{a}^t}{\partial x_n} \mathbf{b} \right) + \left( \mathbf{a}^t \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial x_1}, \dots, \mathbf{a}^t \frac{\partial \mathbf{b}}{\partial x_n} \right) \\&= \left( \frac{d\mathbf{a}^t}{d\mathbf{x}} \mathbf{b} \right)^t + \mathbf{a}^t \frac{d\mathbf{b}}{d\mathbf{x}^t} = \mathbf{b}^t \frac{d\mathbf{a}}{d\mathbf{x}^t} + \mathbf{a}^t \frac{d\mathbf{b}}{d\mathbf{x}^t}\end{aligned}$$



# 矩阵微分——相对于向量变量的微分

## 2, 函数向量的导数

例: **a)** 求行向量  $\mathbf{x}^t A$  对  $\mathbf{x}$  的导数

**b)** 求列向量  $B\mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}^t$  的导数

**c)** 求二次型  $\mathbf{x}^t A \mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}$  的导数

**d)** 求数量函数  $\mathbf{p}^t A \mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}$  的导数

# 矩阵微分——复合函数微分

- 1, 数量函数的求导公式
- 2, 向量函数的求导公式



# 矩阵微分——复合函数微分

## 1, 数量函数的求导公式

设  $f = f(\mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(t)$ , 若  $f, t$  为数量变量,  $\mathbf{y}$  为向量变量, 则:

$$\frac{df}{dt} = \frac{df}{d\mathbf{y}^t} \frac{d\mathbf{y}}{dt} = \frac{d\mathbf{y}^t}{dt} \frac{df}{d\mathbf{y}}$$

设  $f = f(\mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(\mathbf{x})$ , 若  $f$  为数量变量,  $\mathbf{y}, \mathbf{x}$  为向量变量, 则:

否则, 倒着写   $\frac{df}{d\mathbf{x}} = \frac{d\mathbf{y}^t}{d\mathbf{x}} \frac{df}{d\mathbf{y}}$   $\frac{df}{d\mathbf{x}^t} = \frac{df}{d\mathbf{y}^t} \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}^t}$   微分行, 正常, 顺着写

设  $f = f(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(\mathbf{x})$ , 若  $f$  为数量变量,  $\mathbf{y}, \mathbf{x}$  为向量变量, 则:

$$\frac{df}{d\mathbf{x}} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} + \frac{d\mathbf{y}^t}{d\mathbf{x}} \frac{\partial f}{\partial \mathbf{y}} \quad \frac{df}{d\mathbf{x}^t} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}^t} + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{y}^t} \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}^t}$$

# 矩阵微分——复合函数微分

## 1, 数量函数的求导公式

例：求  $f = (\mathbf{x} - \mathbf{a} - B\mathbf{z})^t (\mathbf{x} - \mathbf{a} - B\mathbf{z})$  对  $\mathbf{a}$  的导数：

# 矩阵微分——复合函数微分

## 2. 向量函数的求导公式

设  $\mathbf{z} = \mathbf{z}(\mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(t)$ , 若  $t$  为数量变量,  $\mathbf{y}, \mathbf{z}$  为向量变量, 则:

$$\frac{d\mathbf{z}}{dt} = \frac{d\mathbf{z}}{d\mathbf{y}^t} \frac{d\mathbf{y}}{dt}$$

设  $\mathbf{z} = \mathbf{z}(\mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(\mathbf{x})$ , 若  $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$  为向量变量, 则:

否则, 倒着写

$$\frac{d\mathbf{z}^t}{d\mathbf{x}} = \frac{d\mathbf{y}^t}{d\mathbf{x}} \frac{d\mathbf{z}^t}{d\mathbf{y}}$$
$$\frac{d\mathbf{z}}{d\mathbf{x}^t} = \frac{d\mathbf{z}}{d\mathbf{y}^t} \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}^t}$$

微分行, 正常, 顺着写

设  $\mathbf{z} = \mathbf{z}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ ,  $\mathbf{y} = \mathbf{y}(\mathbf{x})$ , 若  $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}$  为向量变量, 则:

$$\frac{d\mathbf{z}^t}{d\mathbf{x}} = \frac{\partial \mathbf{z}^t}{\partial \mathbf{x}} + \frac{d\mathbf{y}^t}{d\mathbf{x}} \frac{\partial \mathbf{z}^t}{\partial \mathbf{y}}$$
$$\frac{d\mathbf{z}}{d\mathbf{x}^t} = \frac{\partial \mathbf{z}}{\partial \mathbf{x}^t} + \frac{\partial \mathbf{z}}{\partial \mathbf{y}^t} \frac{d\mathbf{y}}{d\mathbf{x}^t}$$

# 矩阵微分——复合函数微分

## 2, 向量函数的求导公式

例：求  $f = (\mathbf{Ax} - \mathbf{b})^t \mathbf{R}(\mathbf{Ax} - \mathbf{b})$  对  $\mathbf{x}$  的导数

其中， $\mathbf{A}, \mathbf{R}$  为常数矩阵， $\mathbf{b}$  是常数向量

# 书面作业，全体都有，下周一交

1: 求二次型  $\mathbf{x}^T A \mathbf{x}$  对标量  $t$  的导数

其中  $\mathbf{x} = \mathbf{x}(t)$  是  $n$  维函数向量  $A = A^t \in R^{n \times n}$  是数字矩阵

**2**  $f(\mathbf{x}) = g(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  $h(\mathbf{x}) = k(x_1, x_2, \dots, x_n)$  为标量函数

2.1 证明: 
$$\frac{d(f(\mathbf{x})h(\mathbf{x}))}{d\mathbf{x}} = \frac{df(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} h(\mathbf{x}) + f(\mathbf{x}) \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}}$$

**2.2** 求函数  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^t \mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}$  的导数

**2.3** 求  $f = (\mathbf{x} - \mathbf{a} - B\mathbf{z})^t (\mathbf{x} - \mathbf{a} - B\mathbf{z})$  对  $\mathbf{a}$  的导数:

#### 4, 函数向量的导数

求: **a)** 求行向量  $\mathbf{x}^t A$  对  $\mathbf{x}$  的导数

**b)** 求列向量  $B\mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}^t$  的导数

**c)** 求二次型  $\mathbf{x}^t A \mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}$  的导数

**d)** 求数量函数  $\mathbf{p}^t A \mathbf{x}$  对  $\mathbf{x}$  的导数

**5** 向量函数的求导 求  $f = (\mathbf{Ax} - \mathbf{b})^t \mathbf{R}(\mathbf{Ax} - \mathbf{b})$  对  $\mathbf{x}$  的导数

其中,  $\mathbf{A}, \mathbf{R}$  为常数矩阵,  $\mathbf{b}$  是常数向量

**6,** 求以下三个代价函数  $J$  对于变量  $\mathbf{a}$  的导数:

$$J(\mathbf{a}) = \sum_{\mathbf{y} \in \mathcal{Y}} (-\mathbf{a}^t \mathbf{y}), \quad J(\mathbf{a}) = \sum_{\mathbf{y} \in Y} \frac{(\mathbf{a}^t \mathbf{y} - b)^2}{\|\mathbf{y}\|^2} \quad J(\mathbf{a}) = \|\mathbf{Y}\mathbf{a} - \mathbf{b}\|^2$$