

^{首发于} Iterator的专栏「工科数学」







$$rac{\partial f(m{x})}{\partial m{x}}$$

矩阵求导的本质与分子布局、分母布局的本质(矩阵求导——本 质篇)



关注

1,623 人赞同了该文章

0. 前言

在一个多月前,针对有同学关于矩阵求导中分子布局、分母布局**两者的区别**的疑问,我写了如下的这篇答案。

矩阵求导中布局约定,两者布局的意义是什么? 么? 70 赞同·7 评论 回答

虽然这篇答案给出了几个结论,但是写的没有很严谨,并没有说明**矩阵求导**的**本质**与**分子布局、分母布局的本质。**

所以,在接下来这篇文章中,我将**更严谨**地说明**矩阵求导**的本质与**分子布局、分母布局的本质。**希望对**初学的同学、想理解本质的同学**提供一些帮助。

注1: 看懂本文只需了解本科阶段高等数学的**偏导**如何求、本科阶段线性代数的**矩阵**的定义,**无需** 任何其他知识。

 $oxed{ ilde{x}}$ 注2:本文若无特殊说明,则约定向量均为**列向量**,如 $oldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_n]^T$

注3: 本文仅考虑实数,不考虑复数。

一. 函数与标量、向量、矩阵^[1]

考虑一个函数

function(input)

针对 function 的类型、 input 的类型, 我们可以将这个函数 funcion 分为不同的种类。

1 Attach by 是一次跌覆

▲ **赞**同 1623 ▼ ● 67 条评论 **4** 分享 ● 喜欢 ★ 收藏 🖹 申请转载

我们称 function 是一个**实值标量函数。**用细体小写字母 f 表示。

1.1 input 是一个标量

我们称 function 的变元是标量。用细体小写字母 x 表示。

例1:

$$f(x) = x + 2 \tag{e.g.1}$$

1.2 input 是一个向量

我们称 function 的变元是向量。用粗体小写字母 z 表示。

例2:设
$$\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$$

$$f(\mathbf{x}) = a_1 x_1^2 + a_2 x_2^2 + a_3 x_3^2 + a_4 x_1 x_2$$
 (e.g.2)

1.3 input 是一个矩阵

我们称 function 的变元是矩阵。用粗体大写字母 X 表示。

例3: 设
$$\boldsymbol{X}_{3 imes2}=(x_{ij})_{i=1,j=1}^{3,2}$$

$$f(\mathbf{X}) = a_1 x_{11}^2 + a_2 x_{12}^2 + a_3 x_{21}^2 + a_4 x_{22}^2 + a_5 x_{31}^2 + a_6 x_{32}^2 \quad \text{(e.g.3)}$$

2、function 是一个向量

我们称 function 是一个**实向量函数**。用**粗体**小写字母 f 表示。

含义:
$$f$$
 是由若干个 f 组成的一个向量。

同样地,变元分三种:标量、向量、矩阵。这里的符号仍与上面相同。

2.1 标量变元

例4:

$$egin{aligned} oldsymbol{f}_{3 imes1}(x) &= egin{bmatrix} f_1(x) \ f_2(x) \ f_3(x) \end{bmatrix} = egin{bmatrix} x+1 \ 2x+1 \ 3x^2+1 \end{bmatrix} \end{aligned} \end{aligned}$$
 (e.g.4)

2.2 向量变元

例5: 设
$$\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$$

$$egin{aligned} m{f_{3 imes1}}(m{x}) &= egin{bmatrix} f_1(m{x}) \\ f_2(m{x}) \\ f_3(m{x}) \end{bmatrix} = egin{bmatrix} x_1 + x_2 + x_3 \\ x_1^2 + 2x_2 + 2x_3 \\ x_1x_2 + x_2 + x_3 \end{aligned} \end{aligned}$$
 (e.g.5)

2.3 矩阵变元

例6: 设
$$oldsymbol{X}_{3 imes2}=(x_{ij})_{i=1,j=1}^{3,2}$$

$$f_{3\times 1}(\boldsymbol{X}) = \begin{bmatrix} f_1(\boldsymbol{X}) \\ f_2(\boldsymbol{X}) \\ f_3(\boldsymbol{X}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} \\ x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} + x_{11}x_{12} \\ 2x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} + x_{11}x_{12} \end{bmatrix}$$
(e.g.6)

▲ 赞同 1623 ▼ ● 67 条评论 **4** 分享 ● 喜欢 ★ 收藏 🖹 申请转载 ·

3、function 是一个矩阵

我们称 function 是一个实矩阵函数。用粗体大写字母 F 表示。



同样地, 变元分三种: **标量、向量、矩阵**。这里的符号仍与上面相同。

3.1 标量变元

例7:

$$m{F}_{3 imes2}(x) = egin{bmatrix} f_{11}(x) & f_{12}(x) \ f_{21}(x) & f_{22}(x) \ f_{31}(x) & f_{32}(x) \end{bmatrix} = egin{bmatrix} x+1 & 2x+2 \ x^2+1 & 2x^2+1 \ x^3+1 & 2x^3+1 \end{bmatrix} \qquad ext{(e.g.7)}$$

3.2 向量变元

例8: 设
$$\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$$

$$egin{align*} m{F}_{3 imes2}(m{x}) = egin{bmatrix} f_{11}(m{x}) & f_{12}(m{x}) \ f_{21}(m{x}) & f_{22}(m{x}) \ f_{31}(m{x}) & f_{32}(m{x}) \end{bmatrix} = egin{bmatrix} 2x_1 + x_2 + x_3 & 2x_1 + 2x_2 + x_3 \ 2x_1 + 2x_2 + x_3 & x_1 + 2x_2 + x_3 \ 2x_1 + x_2 + 2x_3 & x_1 + 2x_2 + 2x_3 \end{bmatrix} \ ext{(e.g.8)} \end{split}$$

3.3 矩阵变元

例9: 设
$$oldsymbol{X}_{3 imes2}=(x_{ij})_{i=1,j=1}^{3,2}$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{F}_{3\times2}(\boldsymbol{X}) &= \begin{bmatrix} f_{11}(\boldsymbol{X}) & f_{12}(\boldsymbol{X}) \\ f_{21}(\boldsymbol{X}) & f_{22}(\boldsymbol{X}) \\ f_{31}(\boldsymbol{X}) & f_{32}(\boldsymbol{X}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} & 2x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} \\ 3x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} & 4x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} \\ 5x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} & 6x_{11} + x_{12} + x_{21} + x_{22} + x_{31} + x_{32} \end{bmatrix} \end{aligned}$$
(e.g.9)

4、总结

funtion \input	标量变元	向量变元	矩阵变元
实值标量函数	f(x)	$f(oldsymbol{x})$	$f(oldsymbol{X})$
实向量函数	f(x)	f(x)	f(X)
实矩阵函数	F(x)	$oldsymbol{F}(oldsymbol{x})$	知 $F(X)$ @lterator

函数与标量、向量、矩阵

二. 矩阵求导的本质

我们在高等数学[2]中学过,对于一个多元函数

例10:

$$f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + x_1 x_2 + x_2 x_3$$
 (e.g.10)

我们可以将 f 对 x_1, x_2, x_3 的偏导分别求出来, 即:

$$\left\{ egin{aligned} rac{\partial f}{\partial x_1} &= 2x_1 + x_2 \ & rac{\partial f}{\partial x_2} &= x_1 + x_3 \ & rac{\partial f}{\partial x_3} &= x_2 \end{aligned}
ight.$$

矩阵求导也是一样的,本质就是 function 中的每个 f 分别对变元中的每个元素逐个求偏导,只不过写成了向量、矩阵形式而已。

对于 (e.g.10), 我们把得出的3个结果写成**列向量**形式:

$$\frac{\partial f(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}_{3\times 1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f}{\partial x_2} \\ \frac{\partial f}{\partial x_3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2x_1 + x_2 \\ x_1 + x_3 \\ x_2 \end{bmatrix} \tag{1}$$

一个矩阵求导以列向量形式展开的雏形就出现了。

当然我们也可以以行向量形式展开:

$$rac{\partial f(oldsymbol{x})}{\partial oldsymbol{x}_{3 imes 1}^T} = \left[rac{\partial f}{\partial x_1}, rac{\partial f}{\partial x_2}, rac{\partial f}{\partial x_3}
ight] = \left[2x_1 + x_2, x_1 + x_3, x_2
ight]$$
 (2)

所以,如果 function 中有 m 个 f ,变元中有 n 个元素,那么,每个 f 对变元中的每个元素逐个求偏导后,我们就会产生 $m \times n$ 个结果。

这就是矩阵求导的本质。

至于这 $m\times n$ 个结果的布局,是写成行向量,还是写成列向量,还是写成矩阵,就是我们接下来要讨论的事情。

三. 矩阵求导结果的布局

不严谨地说,从**直观**上看:

分子布局,就是分子是列向量形式,分母是行向量形式,如(2)式。如果这里的function是实向量函数 $f_{2 imes 1}$ 的话,结果就是2 imes 3的矩阵了:

分母布局,就是分母是列向量形式,分子是行向量形式,如(1)式。如果这里的function是实向量函数 $f_{2\times 1}$ 的话,结果就是 3×2 的矩阵了:

$$\frac{\partial \boldsymbol{f}_{2\times 1}^{T}(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}_{3\times 1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{1}}{\partial x_{1}} & \frac{\partial f_{2}}{\partial x_{1}} \\ \frac{\partial f_{1}}{\partial x_{2}} & \frac{\partial f_{2}}{\partial x_{2}} \\ \frac{\partial f_{1}}{\partial x_{3}} & \frac{\partial f_{2}}{\partial x_{3}} \end{bmatrix}_{3\times 2}$$

$$(4)$$

直观上理解了之后,我们针对不同类型的 function ,不同类型的变元,给出严谨的布局说明。 (这里不讨论标量变元的实值标量函数 f(x) ,因为结里就是一个元素嘛~)

▲ 赞同 1623 ▼ ● 67 条评论 4 分享 ● 喜欢 ★ 收藏 🗈 申请转载 …

1、向量变元的**实值标量**函数 $f(oldsymbol{x})$, $oldsymbol{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^T$

1.1 行向量偏导形式(又称**行偏导向量**形式)^[3]

$$D_{\boldsymbol{x}}f(\boldsymbol{x}) = \frac{\partial f(\boldsymbol{x})}{\partial \boldsymbol{x}^{T}} = \left[\frac{\partial f}{\partial x_{1}}, \frac{\partial f}{\partial x_{2}}, \cdots, \frac{\partial f}{\partial x_{n}}\right]$$
(5)

1.2 梯度向量形式 (又称**列向量偏导**形式、**列偏导向量**形式) ^[4]

$$abla_{m{x}}f(m{x}) = rac{\partial f(m{x})}{\partial m{x}} = \left[rac{\partial f}{\partial x_1}, rac{\partial f}{\partial x_2}, \cdots, rac{\partial f}{\partial x_n}
ight]^T$$

7147 Ve. 1/2 12517 Ve. 25/21/10 Ve. 1/2 44 2/ Ve. .

这两种形式**互为转置**。

2、矩阵变元的**实值标量**函数 $f(oldsymbol{X})$, $oldsymbol{X}_{m imes n}=(x_{ij})_{i=1,i=1}^{m,n}$

先介绍一个符号 $\mathbf{vec}(\mathbf{X})$,作用是将矩阵 \mathbf{X} 按列堆栈来向量化。

解释一下, $\operatorname{vec}(oldsymbol{X})$ 就是把矩阵 $oldsymbol{X}$ 的第 $oldsymbol{1}$ 列,第 $oldsymbol{2}$ 列,直到第 $oldsymbol{n}$ 列取出来,然后按顺序组 成一个**列向量**,即:

$$\operatorname{vec}(oldsymbol{X}) = \left[\underbrace{x_{11}, x_{21}, \cdots, x_{m1}}_{\text{constant}}, x_{12}, \underbrace{x_{22}, \cdots, x_{m2}}_{\text{constant}}, \cdots, \underbrace{x_{1n}, x_{2n}, \cdots, x_{mn}}_{\text{constant}} \right]^T$$
 (7)

2.1 行向量偏导形式 (又称**行偏导向量**形式) [3]

即先把**矩阵**变元 **X** 按 vec 向量化,转换成向量变元,再对该向量变元使用 (5) 式:

$$D_{\text{vec}X}f(X) = \frac{\partial f(X)}{\partial \text{vec}^{T}(X)}$$

$$= \left[\frac{\partial f}{\partial x_{11}}, \frac{\partial f}{\partial x_{21}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{m1}}, \frac{\partial f}{\partial x_{12}}, \frac{\partial f}{\partial x_{22}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{m2}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{nn}}, \frac{\partial f}{\partial x_{2n}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{mn}}\right]$$
(8)

2.2 Jacobian 矩阵形式[3]

即先把矩阵变元 🗶 进行转置,再对转置后的每个位置的元素逐个求偏导,结果布局和转置布局

进行转置,再对转置后的每个位置的元素逐个求偏导,结果布局和转置布局
$$\mathbf{D}_{\boldsymbol{X}}f(\boldsymbol{X})=rac{\partial f(\boldsymbol{X})}{\partial \boldsymbol{X}_{m imes n}^T}$$

$$=\begin{bmatrix} rac{\partial f}{\partial x_{11}} & rac{\partial f}{\partial x_{21}} & \cdots & rac{\partial f}{\partial x_{m1}} \\ rac{\partial f}{\partial x_{12}} & rac{\partial f}{\partial x_{22}} & \cdots & rac{\partial f}{\partial x_{m2}} \\ dots & dots & dots & dots & dots \\ rac{\partial f}{\partial x_{1n}} & rac{\partial f}{\partial x_{2n}} & \cdots & rac{\partial f}{\partial x_{mn}} \end{bmatrix}_{n imes m}$$
 \mathbf{Q} \mathbf{N} \mathbf{D} $\mathbf{$

2.3 梯度向量形式(又称列向量偏导形式、列偏导向量形式)[4]

即先把**矩阵**变元 **X** 按 vec 向量化,转换成向量变元,再对该变元使用 (6) 式:

$$\nabla_{\text{vec}X} f(X) = \frac{\partial f(X)}{\partial \text{vec}X}$$

$$= \left[\frac{\partial f}{\partial x_{11}}, \frac{\partial f}{\partial x_{21}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{m1}}, \frac{\partial f}{\partial x_{12}}, \frac{\partial f}{\partial x_{22}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{m2}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{1n}}, \frac{\partial f}{\partial x_{2n}}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_{mn}} \right]^{T}$$

$$(10)$$

直接对原矩阵变元 🗶 的**每个位置**的元素逐个求偏导,结果布局和**原矩阵布局一样**。



$$\nabla_{\mathbf{X}} f(\mathbf{X}) = \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial \mathbf{X}_{m \times n}}$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f}{\partial x_{12}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{1n}} \\ \frac{\partial f}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f}{\partial x_{22}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{2n}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_{2n}} & \frac{\partial f}{\partial x_{2n}} & \cdots & \frac{\partial f}{\partial x_{2n}} \end{bmatrix}$$

$$(11)$$

2.5 一些发现

2.5.1 转置

(8) 式与 (10) 式互为转置; (9) 式与 (11) 式互为转置。

2.5.2 相等

当**矩阵**变元 **X** 本身就是一个**列向量** $\mathbf{z} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^T$ 时, (5) 式、 (8) 式、 (9) 式相等; (6) 式、 (10) 式、 (11) 式相等; 当然,前三个式子与后三个式子**互为转置**。

这一发现说明,对于**向量**变元的**实值标量**函数 $f(\boldsymbol{x})$, $\boldsymbol{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^T$,结果布局本质上有两种形式,一种是 $\mathbf{Jacobian}$ 矩阵(**已经成行向量了**)形式,一种是**梯度**矩阵(**已经成列 向量了**)形式。两种形式**互为转置**。

3、矩阵变元的**实矩阵**函数
$$m{F}(m{X})$$
 , $m{X}_{m imes n}=(x_{ij})_{i=1,j=1}^{m,n}$, $m{F}_{p imes q}=(f_{ij})_{i=1,j=1}^{p,q}$

3.1 Jacobian 矩阵形式^[5]

即先把矩阵变元 X 按 vec 向量化, 转换成向量变元:

$$\text{vec}(\boldsymbol{X}) = \left[x_{11}, x_{21}, \cdots, x_{m1}, x_{12}, x_{22}, \cdots, x_{m2}, \cdots, x_{1n}, x_{2n}, \cdots, x_{mn}\right]^{T} \quad (7)$$

再把**实矩阵**函数 **F** 按 vec 向量化,转换成实向量函数:

$$vec(F(X))$$
= $[f_{11}(X), f_{21}(X), \dots, f_{p1}(X), f_{12}(X), f_{22}(X), \dots, f_{p2}(X), \dots, f_{1q}(X), f_{2q}(X), \dots, f_{pq}(X)]^T$

这样,我们就把一个**矩阵**变元的**实矩阵**函数 F(X) ,转换成了**向量**变元的**实向量**函数 f(x) 。接着,对照 f(x) 。 接着,对照 f(x) 。

$$\mathrm{D}_{\pmb{X}} \pmb{F}(\pmb{X}) = \frac{\partial \mathrm{vec}_{pq \times 1}(\pmb{F}(\pmb{X}))}{\partial \mathrm{vec}_{mn \times 1}^T \pmb{X}}$$

$$\begin{vmatrix} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{22}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{m2}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{m}} \\ \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{22}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} \\ \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{22}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} \\ \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{22}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} \\ \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{22}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m}} \\ \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x$$

3.2 梯度矩阵形式^[6]

即先把**矩阵**变元 **X** 按 **vec 向量化**,转换成**向量**变元:

$$\operatorname{vec}(\boldsymbol{X}) = \left[x_{11}, x_{21}, \cdots, x_{m1}, x_{12}, x_{22}, \cdots, x_{m2}, \cdots, x_{1n}, x_{2n}, \cdots, x_{mn}\right]^{T}$$
 (7)

再把**实矩阵**函数 **F** 按 vec 向量化, 转换成实向量函数:

$$vec(F(X))$$
= $[f_{11}(X), f_{21}(X), \dots, f_{p1}(X), f_{12}(X), f_{22}(X), \dots, f_{p2}(X), \dots, f_{1q}(X), f_{2q}(X), \dots, f_{pq}(X)]^T$

这样,我们就把一个**矩阵**变元的**实矩阵**函数 F(X) ,转换成了**向量**变元的**实向量**函数 f(x) 。接着,对照 (4) 式写出结果布局为 $mn \times pq$ 的矩阵:

$$\nabla_{\boldsymbol{X}}\boldsymbol{F}(\boldsymbol{X}) = \frac{\partial \mathrm{vec}_{pq\times 1}^T(\boldsymbol{F}(\boldsymbol{X}))}{\partial \mathrm{vec}_{mn\times 1}\boldsymbol{X}}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{11}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{12}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{21}} \\ \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{21}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{21}} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f_{11}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m1}} \\ \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m1}} \\ \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{21}}{\partial x_{m1}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{m2}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{12}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{22}} & \frac{\partial f_{22}}{\partial x_{$$

3.3 一些发现

3.3.1 转置

(13) 式与 (14) 式互为转置。

当**实矩阵**函数 F 本身是一个**实值标量**函数 f 时,(8) 式、(13) 式相等; (10) 式、(14)式**相等**; 当然, 前两个式子与后两个式子**互为转置**。

这一发现说明,对于**矩阵**变元的**实值标量**函数 $f(\pmb{X})$, $\pmb{X}_{m imes n} = (x_{ij})_{i=1,j=1}^{m,n}$,结果布局本质 上有四种形式,第一种是 Jacobian 矩阵 (已经成行向量了) 形式,第二种是梯度矩阵 (已经成 列向量了)形式,第三种是 Jacobian 矩阵 (就是矩阵) 形式,第四种是梯度矩阵 (就是矩阵) 形式。第一种和第二种形式**互为转置**,第三种和第四种形式**互为转置**。

3.3.3 相等2

当**矩阵**变元 $m{X}$ 本身就是一个**列向量 m{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^T** 时,同时**实矩阵**函数 $m{F}$ 本身 是一个**实值标量**函数 f 时,(5) 式。(8) 式。(9) 式。(13) 式相等; (6) 式。(10)式、(11)式、(14)式相等;当然,前四个式子与后四个式子互为转置。

这一发现仍说明,对于**向量**变元的**实值标量**函数 $f(m{x})$, $m{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^T$, 结果布局 本质上有两种形式,一种是 Jacobian 矩阵(已经成行向量了)形式,一种是梯度矩阵(已经成 **列向量了**)形式。两种形式**互为转置**。

4、矩阵变元的实向量函数 $f(oldsymbol{X})$ 、向量变元的实向量函数 $f(oldsymbol{x})$ 、向量变元的实矩阵函数 F(x)

这三个都可以看做是**矩阵**变元的**实矩阵**函数 F(X) ,可使用3、进行计算 (因为向量就是一种特 殊的矩阵)。

四. 分子布局、分母布局的本质

看到这里,相信同学们对矩阵求导结果的布局有了很全面的了解了,无非就是**分子的转置、向量** 化,分母的转置、向量化,它们的各种组合而已。

结合上述知识, 我们总结:

1、分子布局的本质:分子是标量、列向量、矩阵向量化后的列向量;分母是标量、列向量转置后 的行向量、矩阵的转置矩阵、矩阵向量化后的列向量转置后的行向量。包含 (5) 式、(8) 式、 (9) 式、(13) 式。

19272

2、分母布局的本质:分子是标量、列向量转置后的行向量、矩阵向量化后的列向量转置后的行向 量;分母是标量、列向量、矩阵自己、矩阵向量化后的列向量。包含(6)式、(10)式、(11)式、(14)式。

思考一下,其实我们可以再简洁一些:**谁转置了,就是另一方的布局。**分子转置了,就是分母布 局;分母转置了,就是分子布局。

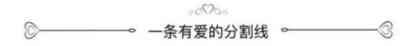
图46. 阿阳子	/ 分子 \ 分	标量	列向量	行向量	矩阵自己	矩阵转置
好班等9维斯比。	- 标量	不讨论	分母布局(6)式、 (10)式	分子布局 (5)式、(8)式	分母布局 (11) 式	分子布局 (9) 式
	列向量	分子布局 (13) 式	无	分子布局 (13)式	无	无
17/73 - 1	行向量	分母布局 (14) 式	分母布局 (14)式	无	观乎	@lte和tor

分子布局、分母布局的本质

五. 完

本文到这里就结束了,希望对大家有帮助。如果有时间的话,后面我会再发一篇文章,来进行若干

▲ 赞同 1623 ● 67 条评论 夕享 ● 喜欢 中请转载





矩阵求导系列其他文章:

对称矩阵的求导,以多元正态分布的极大似然估计为例(矩阵求导——补充篇) - Iterator的文章 - 知乎

矩阵求导公式的数学推导(矩阵求导——进阶篇) - Iterator的文章 - 知乎

矩阵求导公式的数学推导(矩阵求导——基础篇) - Iterator的文章 - 知乎

参考

- 1. ^ 张贤达《矩阵分析与应用 (第二版)》P143
- 2. ^ 《高等数学 同济大学第七版 下册》P66
- 3. ^ abc 张贤达《矩阵分析与应用 (第二版) 》P144
- 4. ^ a b c 张贤达《矩阵分析与应用 (第二版) 》P146
- 5. ^ 张贤达《矩阵分析与应用 (第二版)》P145
- 6. ^ 张贤达《矩阵分析与应用 (第二版)》P147

编辑于 2020-11-24 10:27

「真诚赞赏, 手留余香」

赞赏

还没有人赞赏, 快来当第一个赞赏的人吧!

机器学习 线性代数 矩阵分析

文章被以下专栏收录

Iterator的专栏「工科数学」

工科数学的知识

机器学习优质资料汇总

机器学习领域知乎、CSDN上的一些优质回答汇总

🖴 申请转载



论文阅读

推荐阅读

神经网络反向传播矩阵求导

引言由于矩阵求导的各种概念和结 论过于繁复,本文追求简洁,只介 绍矩阵求导在神经网络反向传播中 的应用,并通过链式法则和微分法 两种方式进行推导。一、矩阵求导 基础 1. 导数与微分标量求...

矩阵求导浅析 (二)

导言: 本文主要介绍了标量 矩阵求导的链式法则,相比 求导浅析 (一) 的全微分算 就班的分析方法,本文的链 方法针对常见形式的求导, 步给出求导的结果。 默认该

倚楼

发表于

发表于兴趣使然的...

https://zhuanlan.zhihu.com/p/263777564

● 67 条评论

▲ 赞同 1623





▲ 赞同 1623





▲ 赞同 1623



vvggyy7531

2021-07-18

网上关于矩阵求导的资料特别乱,也不是说他们讲的是错的,就是不清晰。特别感谢作者,写 的特别好,看懂了,省了不少时间~

●赞

