

常用矩阵微分公式

1. 函数相对于实值向量的梯度

函数以实值向量为变元。

1.1 实值函数相对向量的梯度矩阵

实值函数 $f(x)$ 相对于 $n \times 1$ 行向量 x 的梯度为 $n \times 1$ 的行向量，定义为

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \left[\frac{\partial f(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial f(x)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f(x)}{\partial x_n} \right]^T = \nabla_x f(x)$$

$$\text{向量梯度算子: } \nabla_x = \left[\frac{\partial}{\partial x_1}, \frac{\partial}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial x_n} \right]$$

m 维行实值向量函数 $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)]$

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_1}, \frac{\partial f_2(x)}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_1} \\ \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_2}, \frac{\partial f_2(x)}{\partial x_2}, \dots, \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_2} \\ \dots \\ \frac{\partial f_1(x)}{\partial x_n}, \frac{\partial f_2(x)}{\partial x_n}, \dots, \frac{\partial f_m(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} = \nabla_x f(x)$$

1.2 运算法则

(1) 线性法则：若 $f(x)$ 和 $g(x)$ 分别是向量 x 的实值函数， c_1 和 c_2 为实常数，则

$$\frac{\partial [c_1 f(x) + c_2 g(x)]}{\partial x} = c_1 \frac{\partial f(x)}{\partial x} + c_2 \frac{\partial g(x)}{\partial x}$$

(2) 乘积法则：若 $f(x)$ 和 $g(x)$ 分别是向量 x 的实值函数，则

$$\frac{\partial [f(x)g(x)]}{\partial x} = g(x) \frac{\partial f(x)}{\partial x} + f(x) \frac{\partial g(x)}{\partial x}$$

(3) 商法则： $g(x) \neq 0$

$$\frac{\partial [f(x)/g(x)]}{\partial x} = \frac{1}{g^2(x)} \left[g(x) \frac{\partial f(x)}{\partial x} - f(x) \frac{\partial g(x)}{\partial x} \right]$$

(4) 链式法则：若 $y(x)$ 是 x 的向量值函数，则

$$\frac{\partial f(y(x))}{\partial x} = \frac{\partial y^T(x)}{\partial x} \frac{\partial f(y)}{\partial y}$$

1.3 基本公式

x, y 为向量, $x = [x_1, x_2, \dots, x_n], y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 。

A 和 y 为与 x 无关, A 为矩阵, I 为单位矩阵。

$$(1) \frac{\partial c}{\partial x} = 0, \quad c \text{ 为常数。}$$

$$(2) \frac{\partial x^T}{\partial x} = I$$

$$(3) \frac{\partial x^T x}{\partial x} = 2x \text{ (自己证的, 不一定对)}$$

$$\text{证明: } \frac{\partial x^T x}{\partial x} = \frac{\partial x^T y}{\partial x} + \frac{\partial y^T x}{\partial x} = y + y = 2y = 2x$$

注: 这里 y 是一个中间代换量。

$$\text{注: } \frac{\partial x^T x}{\partial x} = \frac{\partial x^T I x}{\partial x}$$

$$(4) \frac{\partial Ax}{\partial x} = A^T$$

$$\text{证明: } \frac{\partial Ax}{\partial x} = \frac{\partial \langle A^T, x \rangle}{\partial x} = \frac{\partial \langle x, A^T \rangle}{\partial x} = \frac{\partial x^T A^T}{\partial x} = A^T$$

注: Ax 可以被认为是一个向量函数。

$$(5) \frac{\partial x^T Ay}{\partial x} = \frac{\partial x^T}{\partial x} Ay = Ay$$

$$(3) \frac{\partial y^T Ax}{\partial x} = \frac{\partial x^T A^T y}{\partial x} = A^T y$$

证明:

$$y^T Ax = (A^T y)^T x = \langle A^T y, x \rangle = \langle x, A^T y \rangle = y^T A^T x$$

$$(4) \frac{\partial (x^T Ax)}{\partial x} = Ax + A^T x$$

当 A 为对称阵时, 有 $\frac{\partial (x^T A x)}{\partial x} = 2Ax$

证明: $x^T A x$ 相当于复合函数的微分。 x^T 和 x 是与同一变量有关但不同的函数, 对一个变量求微分时另一个变量保持不变, 可以将保持不变的 x 替换成与无关的向量 y , 由公式(2)和(3)即可得证。

注: x^T 不是相对于 x 的函数, 而是相对于 x^T 的函数。

(5)若 $n \times 1$ 向量 a 是与 x 无关的常数向量, 则

$$\frac{\partial a^T x}{\partial x} = a, \quad \frac{\partial x^T a}{\partial x} = a$$

2. 实值函数相对于实值矩阵的梯度

函数以实值矩阵为变元。

2.1 实值函数相对实值矩阵的梯度矩阵

实值函数 $f(A)$ 相对于 $m \times n$ 实矩阵 A 的梯度为一 $m \times n$ 矩阵, 简称梯度矩阵, 定义为

$$\frac{\partial f(A)}{\partial A} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(A)}{\partial A_{11}}, \frac{\partial f(A)}{\partial A_{12}}, \dots, \frac{\partial f(A)}{\partial A_{1n}} \\ \frac{\partial f(A)}{\partial A_{21}}, \frac{\partial f(A)}{\partial A_{22}}, \dots, \frac{\partial f(A)}{\partial A_{2n}} \\ \dots \\ \frac{\partial f(A)}{\partial A_{m1}}, \frac{\partial f(A)}{\partial A_{m2}}, \dots, \frac{\partial f(A)}{\partial A_{mn}} \end{bmatrix}$$

2.2 运算法则

(1)线性法则: 若 $f(A)$ 和 $g(A)$ 分别是矩阵 A 的实值函数, c_1 和 c_2 为实常数, 则

$$\frac{\partial [c_1 f(A) + c_2 g(A)]}{\partial A} = c_1 \frac{\partial f(A)}{\partial A} + c_2 \frac{\partial g(A)}{\partial A}$$

(2)乘积法则: 若 $f(A)$ 和 $g(A)$ 分别是矩阵 A 的实值函数, 则

$$\frac{\partial [f(A)g(A)]}{\partial A} = g(A) \frac{\partial f(A)}{\partial A} + f(A) \frac{\partial g(A)}{\partial A}$$

(3)商法则: $g(A) \neq 0$

$$\frac{\partial [f(A)/g(A)]}{\partial A} = \frac{1}{g^2(A)} \left[g(A) \frac{\partial f(A)}{\partial A} - f(A) \frac{\partial g(A)}{\partial A} \right]$$

(4)链式法则：若 $y(A)$ 是 A 的矩阵值函数，则

$$\frac{\partial f(y(A))}{\partial A} = \frac{\partial y^T(A)}{\partial A} \frac{\partial f(A)}{\partial A}$$

2.3 基本公式

(1) c 为常数，则 $\frac{\partial c}{\partial A} = \mathbf{0}_{m \times n}$ 。

(2)若 $A \in R^{m \times n}, x \in R^{m \times 1}, y \in R^{n \times 1}$ ，则

$$\frac{\partial x^T A y}{\partial A} = x y^T$$

(3) 若 $A \in R^{m \times n}$ 非奇异， $x \in R^{m \times 1}, y \in R^{n \times 1}$ ，则

$$\frac{\partial x^T A^{-1} y}{\partial A} = -A^{-T} x y^T A^{-T}, \quad A^{-T} = (A^{-1})^T$$

(4) 若 $A \in R^{m \times n}$ ， $x, y \in R^{n \times 1}$ ，则

$$\frac{\partial x^T A^T A y}{\partial A} = A(x y^T + y x^T)$$

(5) 若 $A \in R^{m \times n}$ ， $x, y \in R^{m \times 1}$ ，则

$$\frac{\partial x^T A A^T y}{\partial A} = (x y^T + y x^T) A$$

(6)指数函数的梯度

$$\frac{\partial \exp(x^T A y)}{\partial A} = x y^T \exp(x^T A y)$$

3. 迹函数的梯度矩阵

2.1 迹和矩阵、向量的关系

1. 二次型

$$f(x) = x^T A x = \text{tr}(x^T A x) = \text{tr}(A x x^T)$$

说明：二次型目标函数 $x^T A x$ 等于其核矩阵 A 和向量外积 $x x^T$ 的乘积的迹($\text{tr}(A x x^T)$)。

2. 矩阵和迹

$$\langle A, A \rangle = A^T A$$

$$|\langle A, A \rangle| = \|A\|_2^2 = \text{tr}(A^T A) = \text{tr}(A A^T)$$

3. 向量和迹

$$x^T y = \text{tr}(xy^T) = \text{tr}(yx^T)$$

说明：这个关系很重要，可以简单推导过程。

2.2 迹的梯度矩阵

1. $W \in R^{m \times m}$

$$\frac{\partial \text{tr}(W)}{\partial W} = I_m$$

2. $W \in R^{m \times m}$ 可逆

$$\frac{\partial \text{tr}(W^{-1})}{\partial W} = -(W^{-2})^T$$

3. $x, y \in R^m$ 的外积

$$\frac{\partial \text{tr}(xy^T)}{\partial x} = \frac{\partial \text{tr}(yx^T)}{\partial x} = y$$

4. $W \in R^{m \times n}, A \in R^{n \times m}$

$$\frac{\partial \text{tr}(WA)}{\partial W} = \frac{\partial \text{tr}(AW)}{\partial W} = A^T$$

特别， W 为对称矩阵

$$\frac{\partial \text{tr}(WA)}{\partial W} = \frac{\partial \text{tr}(AW)}{\partial W} = A + A^T - \text{diag}(A)$$

5. $W \in R^{m \times n}, A \in R^{m \times n}$

$$\frac{\partial \text{tr}(W^T A)}{\partial W} = \frac{\partial \text{tr}(AW^T)}{\partial W} = A$$

6. $W \in R^{m \times n}$

$$\frac{\partial \text{tr}(WW^T)}{\partial W} = \frac{\partial \text{tr}(W^T W)}{\partial W} = 2W$$

7. $W \in R^{m \times m}$

$$\frac{\partial \text{tr}(W^2)}{\partial W} = \frac{\partial \text{tr}(WW)}{\partial W} = 2W^T$$

略，关于迹还有好多公式，详见张贤达的矩阵分析与应用。