微积分 A (2)

姚家燕

第 4 讲

第 3 讲回顾: 无穷小函数的阶

- $f(X) = o(1) \ (\Omega \ni X \to X_0).$
- $f(X) = O(g(X)) \ (\Omega \ni X \to X_0); f, g \ \square$
- 高阶无穷小 (k > 0): 若当 $\Omega \ni X \to X_0$ 时, $f(X) = o(\|X X_0\|^k) = \|X X_0\|^k o(1).$

回顾: 全微分

- 线性函数, 线性函数的向量表示, 全微分.
- 可微蕴含连续, 但反之不对.
- 微分若存在, 则唯一.
- 线性函数在每点的微分均等于其本身.
- •记号 dx_i 的定义.

回顾: 全微分及偏导数

- •记号 dx_j 的定义以及线性函数的微分表示.
- 多元函数求微分的四则运算法则.
- 偏导数的定义及其几何意义.
- 可导与可微的关系: 可微蕴含可导, 但可导并不意味着连续, 因此也不意味着可微.
- 微分的表达式 (利用偏导数).

回顾: 计算二元函数的微分的方法

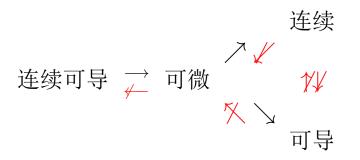
问题: 如何判断函数 f 在点 (x_0, y_0) 是否可微?

- 判断 f 在该点的连续性. 若连续, 则继续.
- 判断 $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0), \frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0)$ 的存在性.
- 若在该点可导, 当 $(x,y) \rightarrow (x_0,y_0)$ 时, 估计

$$f(x,y) - f(x_0,y_0) - \frac{\partial f}{\partial x}(x_0,y_0)(x-x_0) - \frac{\partial f}{\partial y}(x_0,y_0)(y-y_0)$$

的阶. 若为 $o(\|(x-x_0,y-y_0)\|)$, 则可微.

回顾: 连续性, 可导性, 可微性, 连续可导性之间的关系



•初等函数在定义区域内部连续可导、可微.

第4讲

方向导数

定义 4. 设 $\Omega \subseteq \mathbb{R}^n$ 为开集, $X_0 \in \Omega$, $f: \Omega \to \mathbb{R}$

为函数,
$$\vec{\ell}$$
 为非零向量, $\vec{\ell}^0 = (\cos \alpha_1, \dots, \cos \alpha_n)^T$

为其单位向量, 其中 α_j 为 $\vec{\ell}$ 与 x_j 轴的夹角.

若极限
$$\lim_{h\to 0^+} \frac{f(X_0+h\vec{\ell}^0)-f(X_0)}{h}$$
 存在, 则称之为 f 在点 X_0 处沿 $\vec{\ell}$ 方向的方向导数, 记作 $\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}(X_0)$,

或 $\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}|_{X_0}$, 或 $f'_{\vec{\ell}}(X_0)$. 于是 $\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}(X_0) = \frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}(X_0)$.

定理 5. 若 f 在点 X_0 可微, 则 $\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}(X_0)$ 存在且

$$\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}(X_0) = \sum_{j=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_j}(X_0) \cos \alpha_j.$$

证明: 由于 f 在点 X_0 可微, 则当 $h \to 0^+$ 时,

$$f(X_0 + \vec{\ell}^0 h) - f(X_0) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_i} (X_0) h \cos \alpha_i + o(\|\vec{\ell}^0 h\|)$$

$$= \left(\sum_{i=1}^{n} \frac{\partial f}{\partial x_{i}}(X_{0}) \cos \alpha_{i}\right) h + o(|h|),$$

由此立刻可得所要结论.

评注

- 即便 $\ell^0 = \vec{e}_j$, 方向导数 $\frac{\partial f}{\partial \ell}(X_0)$ 也不一定为 $\frac{\partial f}{\partial x_j}(X_0)$, 这是因为前者为单侧极限, 而后者 却为双侧极限.
- 若 $\frac{\partial f}{\partial x_j}(X_0)$ 存在, 则 f 在 X_0 处沿 \vec{e}_j , $-\vec{e}_j$ 的 方向导数分别为 $\frac{\partial f}{\partial x_j}(X_0)$, $-\frac{\partial f}{\partial x_j}(X_0)$.
- •函数 f 在 X_0 处沿任意的方向均有方向导数 并不意味着 f 在该点可导或可微.

例 9. $\forall (x,y) \in \mathbb{R}^2$,定义 $f(x,y) = 1 - \sqrt{x^2 + y^2}$.

求证:函数 f 在点 (0,0) 处不可微,但在该点处沿任意方向均有方向导数.

证明: 因极限 $\lim_{h\to 0} \frac{f(h,0)-f(0,0)}{h} = \lim_{h\to 0} \frac{-|h|}{h}$ 不存在,故 f 在原点处不可导,从而不可微. 但沿任意方向 $\vec{\ell}^0 = (\cos\alpha,\sin\alpha)^T$,均有方向导数

$$\frac{\partial f}{\partial \ell^0}(0,0) = \lim_{h \to 0^+} \frac{f(h\cos\alpha, h\sin\alpha) - f(0,0)}{h} = -1.$$

作业题: 第1.4节第43页第9题, 第11.(3)题.

数量场的梯度

定义 5. 设 $\Omega \subseteq \mathbb{R}^n$ 为非空集. 定义在 Ω 上的实值函数也称为 Ω 上的数量场.

定义 6. 设 $\Omega \subseteq \mathbb{R}^n$ 为开集, $X_0 \in \Omega$, $f:\Omega \to \mathbb{R}$ 在点 X_0 沿任意方向有方向导数. 称向量 \vec{e} 为 f 在点 X_0 的梯度, 若 f 在 X_0 处沿 \vec{e} 的方向 导数的值最大且该值等于 ||ē||, 此时将 ē 记作 $\operatorname{grad} f(X_0)$ 或 $\vec{\nabla} f(X_0)$, 也将之记作 $\overrightarrow{\operatorname{grad}} f(X_0)$, 或 $\operatorname{grad} f(X_0)$, 或 $\nabla f(X_0)$.

定义 7. 将 \mathbb{R}^n 中的向量表示成列向量. 若

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}, Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n,$$

令
$$X \cdot Y = \sum_{j=1}^{n} x_j y_j$$
, 称为 X, Y 的内积或点积.

命题 2. 若 f 在点 X_0 处可微,则

$$\operatorname{grad} f(X_0) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(X_0) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n}(X_0) \end{pmatrix}.$$

证明: 设右边为 \vec{e} , $\vec{\ell}^0 = (\cos \alpha_1, \dots, \cos \alpha_n)^T$, 则

$$\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}^0}(X_0) = \sum_{j=1}^n \frac{\partial f}{\partial x_j}(X_0) \cos \alpha_j$$
$$= \vec{e} \cdot \vec{\ell}^0 = ||\vec{e}|| \cos \langle \vec{e}, \vec{\ell}^0 \rangle,$$

其中 $\langle \vec{e}, \vec{\ell}^0 \rangle$ 表示 \vec{e} 与 $\vec{\ell}^0$ 的夹角. 由此得证.

推论: f 在点 X₀ 沿梯度增长最快, 反向最慢.

方向导数与梯度的关系: $\frac{\partial f}{\partial \ell^0}(X_0) = \operatorname{grad} f(X_0) \cdot \ell^0$.

基本的梯度公式

设 u, v 为可微数量场, a, b 为常数.

- grad $c = \vec{0}$, 其中 c 为常值函数.
- $\operatorname{grad}(au + bv) = a\operatorname{grad}u + b\operatorname{grad}v.$
- $\operatorname{grad}(uv) = v \operatorname{grad}u + u \operatorname{grad}v$.
- grad $\left(\frac{u}{v}\right) = \frac{1}{v^2} \left(v \operatorname{grad} u u \operatorname{grad} v\right), \ v \neq 0.$
- $\operatorname{grad} f(u) = f'(u)\operatorname{grad} u$ (f 为单变量、可导).

例 10. $\forall (x, y, z) \in \mathbb{R}^3 \setminus \{(0, 0, 0)\},$ 定义

$$f(x, y, z) = x^2 + e^{xyz} + \log(x^2 + y^2 + z^2).$$

求 f 在点 $P_0 = (1,0,0)$ 处的梯度与最大的方向导数, 以及沿 $\vec{\ell} = (1,2,-2)^T$ 的方向导数.

解: 由题设可知

$$\operatorname{grad} f(x, y, z) = \begin{pmatrix} 2x + yze^{xyz} + \frac{2x}{x^2 + y^2 + z^2} \\ xze^{xyz} + \frac{2y}{x^2 + y^2 + z^2} \\ xye^{xyz} + \frac{2z}{x^2 + y^2 + z^2} \end{pmatrix},$$

故 f 在点 P_0 处的梯度为 $\operatorname{grad} f(P_0) = \begin{pmatrix} 4 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$,

在点 P_0 处的最大方向导数为 $\|\operatorname{grad} f(P_0)\| = 4$.

沿
$$\vec{\ell} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ -2 \end{pmatrix}$$
 的单位向量为 $\vec{\ell}^0 = \begin{pmatrix} \frac{1}{3} \\ \frac{2}{3} \\ -\frac{2}{3} \end{pmatrix}$,

于是 f 在点 P_0 处沿 $\vec{\ell}$ 的方向导数为

$$\frac{\partial f}{\partial \vec{\ell}}(P_0) = \operatorname{grad} f(P_0) \cdot \vec{\ell}^0 = \frac{4}{3}.$$

例 11. 设函数 f 在点 (x_0, y_0) 处可微且

$$\mathrm{d}f(x_0, y_0) = 3\,\mathrm{d}x - 2\,\mathrm{d}y.$$

求单位向量 \bar{l}_1^0, \bar{l}_2^0 使得 f 在点 (x_0, y_0) 处沿 \bar{l}_1^0 增长最快, 沿 \bar{l}_2^0 减少最快.

解: 由题设可知 \vec{l}_1^0 为梯度方向, 并且 $\vec{l}_2^0 = -\vec{l}_1^0$.

又 $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) = 3$, $\frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0) = -2$. 故

$$\vec{l}_1^0 = \begin{pmatrix} \frac{3\sqrt{13}}{13} \\ -\frac{2\sqrt{13}}{13} \end{pmatrix}, \quad \vec{l}_2^0 = \begin{pmatrix} -\frac{3\sqrt{13}}{13} \\ \frac{2\sqrt{13}}{13} \end{pmatrix}.$$

作业题: 第 1.4 节第 43 页第 13 题.

高阶偏导数

定义 8. 设 $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ 为非空开集. 若 $f:\Omega \to \mathbb{R}$ 在 Ω 上可导,则我们可以在 Ω 上定义n个偏导 函数 $\frac{\partial f}{\partial x_i}$ $(1 \le i \le n)$. 如果 $\frac{\partial f}{\partial x_i}$ 关于第 f 个变量 有偏导数 $\frac{\partial}{\partial x_i} \left(\frac{\partial f}{\partial x_i} \right)$, 我们将之称为二阶偏导数, 记作 $\frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}$ 或者 $\partial_{ji} f$. 特别地, 当 i = j 时, 我们将之记作 $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2}$. 如此递归下去, 我们可定义三阶 偏导数以及任意阶的偏导数.

问题: 求二阶偏导数时能否交换求导次序?

回答:一般不行.

例 12. $\forall (x,y) \in \mathbb{R}^2$, 定义

$$f(x,y) = \begin{cases} \frac{(x^2 - y^2)xy}{x^2 + y^2}, & \stackrel{\text{Zi}}{=} (x,y) \neq (0,0), \\ 0, & \stackrel{\text{Zi}}{=} (x,y) = (0,0), \end{cases}$$

则 $\forall (x,y) \in \mathbb{R}^2$, 当 $y \neq 0$ 时, $f(x,y) = \frac{(x^2 - y^2)xy}{x^2 + y^2}$, 由此立刻可得 $f(x,y) = xy - \frac{2xy^3}{x^2 + y^2}$.

从而我们就有

$$\begin{split} &\frac{\partial f}{\partial x}(x,y) = \frac{\partial}{\partial x} \left(xy - \frac{2xy^3}{x^2 + y^2} \right) \\ &= y - \frac{2y^3}{x^2 + y^2} + \frac{2xy^3}{(x^2 + y^2)^2} \cdot (2x) \\ &= \frac{(x^2 - y^2)y}{x^2 + y^2} + \frac{4x^2y^3}{(x^2 + y^2)^2}. \end{split}$$

特别地, 我们有 $\frac{\partial f}{\partial x}(0,y) = -y$.

由偏导数的定义, 我们有

$$\frac{\partial f}{\partial x}(0,0) = \lim_{x \to 0} \frac{f(x,0) - f(0,0)}{x} = 0.$$

于是 $\forall y \in \mathbb{R}$, 我们有

$$\frac{\partial f}{\partial x}(0,y) = -y.$$

由反对称性或直接由偏导数的定义可得

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x,0) = x.$$

从而我们有

$$\begin{split} \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}(0,0) &= \lim_{y \to 0} \frac{\frac{\partial f}{\partial x}(0,y) - \frac{\partial f}{\partial x}(0,0)}{y} = -1, \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}(0,0) &= \lim_{x \to 0} \frac{\frac{\partial f}{\partial y}(x,0) - \frac{\partial f}{\partial y}(0,0)}{x} = 1. \end{split}$$

因此
$$\frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}(0,0) \neq \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}(0,0)$$
.

问题: 何时能交换求偏导函数的次序?

定理 6. 设 $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ 为非空开集. 若 $f:\Omega \to \mathbb{R}$

在 Ω 上有二阶偏导函数 $\frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$ $(i \neq j)$,

并且它们当中的一个在点 $X_0 \in \Omega$ 处连续, 则

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(X_0) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(X_0).$$

分析: 出于简便, 仅考虑 n=2 的情形. 首先

$$\frac{\partial f}{\partial x_2}(x_1, x_2) = \lim_{h_2 \to 0} \frac{f(x_1, x_2 + h_2) - f(x_1, x_2)}{h_2}.$$

记 $X_0 = (a_1, a_2)$. 于是我们有

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(a_1, a_2) = \lim_{h_1 \to 0} \frac{\frac{\partial f}{\partial x_2}(a_1 + h_1, a_2) - \frac{\partial f}{\partial x_2}(a_1, a_2)}{h_1}$$

$$= \lim_{h_1 \to 0} \frac{1}{h_1} \left(\lim_{h_2 \to 0} \frac{f(a_1 + h_1, a_2 + h_2) - f(a_1 + h_1, a_2)}{h_2} - \lim_{h_2 \to 0} \frac{f(a_1, a_2 + h_2) - f(a_1, a_2)}{h_2} \right)$$

$$= \lim_{h_1 \to 0} \lim_{h_2 \to 0} \frac{1}{h_1 h_2} \left(\left(f(a_1 + h_1, a_2 + h_2) - f(a_1 + h_1, a_2) \right) - \left(f(a_1, a_2 + h_2) - f(a_1, a_2) \right) \right).$$

故定理 6 等价于说上述累次极限可交换次序.

证明: 出于简便, 仅考虑 n=2 的情形并且假设 $\frac{\partial^2 f}{\partial x_0 \partial x_1}$ 在点 $X_0 = (a_1, a_2)$ 处连续. 定义

$$F(h_1, h_2) = (f(a_1 + h_1, a_2 + h_2) - f(a_1 + h_1, a_2)) - (f(a_1, a_2 + h_2) - f(a_1, a_2)),$$

则由偏导数的定义可知

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(a_1, a_2) = \lim_{h_1 \to 0} \lim_{h_2 \to 0} \frac{1}{h_1 h_2} F(h_1, h_2),$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(a_1, a_2) = \lim_{h_2 \to 0} \lim_{h_1 \to 0} \frac{1}{h_1 h_2} F(h_1, h_2).$$

 $F(h_1,h_2)=arphi(a_1+h_1)-arphi(a_1).$ 因 $\frac{\partial f}{\partial x_1}$ 存在,则 arphi 可导,从而由 Lagrange 中值

因 $\frac{\partial f}{\partial x_1}$ 存在, 则 φ 可导, 从而由 Lagrange 中值 定理可知, $\exists \theta_1 \in (0,1)$ 使得

$$F(h_1, h_2) = \varphi'(a_1 + \theta_1 h_1) h_1$$

$$= \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}(a_1 + \theta_1 h_1, a_2 + h_2)\right)$$

$$-\frac{\partial f}{\partial x_1}(a_1 + \theta_1 h_1, a_2) h_1.$$

由于 $\frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}$ 存在,于是在上式中对第二个变量 应用 Lagrange 中值定理可知, $\exists \theta_2 \in (0,1)$ 使得

$$F(h_1, h_2) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}(a_1 + \theta_1 h_1, a_2 + h_2) - \frac{\partial f}{\partial x_1}(a_1 + \theta_1 h_1, a_2)\right) h_1$$
$$= \frac{\partial}{\partial x_2} \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}\right) (a_1 + \theta_1 h_1, a_2 + \theta_2 h_2) h_1 h_2.$$

由夹逼原理,连续性以及复合极限法则可知

$$\lim_{(h_1,h_2)\to(0,0)} \frac{F(h_1,h_2)}{h_1 h_2} = \lim_{(h_1,h_2)\to(0,0)} \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} (a_1 + \theta_1 h_1, a_2 + \theta_2 h_2)$$

$$= \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} (a_1, a_2),$$

也即二重极限存在. 故所证结论成立.

定义 9. 设 $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ 为开集, $k \ge 0$ 为整数. 记

$$\mathscr{C}^{(k)}(\Omega) = \{f \mid f \in \Omega \text{ Link } k \text{ 阶偏导数连续}\}.$$

特别地, $\mathcal{C}^{(0)}(\Omega) = \mathcal{C}(\Omega)$. 若 $f \in \mathcal{C}^{(k)}(\Omega)$, 则称 $f \in \Omega$ 上 k 阶连续可导, 也称 k 阶连续可微.

定理 7. 设 $k \ge 2$ 为整数. 若 $f \in \mathcal{C}^{(k)}(\Omega)$, 则对任意整数 $1 \le r \le k$, 均有 $f \in \mathcal{C}^{(r)}(\Omega)$ 且 f 的任意一个 r 阶偏导数均与求偏导的次序无关.

证明: 记g为f的任意一个k-1阶偏导函数. 由于 g 的任意偏导数是 f 的一个 k 阶偏导数, 故该偏导数连续,从而 g 连续可导,因此连续, 如此递降下去可知, 对任意的整数 $1 \le r \le k$, f 的任意一个 r 阶偏导函数均连续. 对任意的 一组指标 $1 \leqslant i_1, \ldots, i_r \leqslant n$, 因 $\frac{\partial^2}{\partial x_{i_1} \partial x_{i_2}} \frac{\partial^{r-2} f}{\partial x_{i_2} \cdots \partial x_{i_r}}$ 连续, 故前两个求偏导可以交换次序, 如此进 行下去可知任意改变求偏导的次序都不变.

作业题: 第1.4 节第43 页第15 题第(1), (4) 题.

§5. 向量值函数的微分

回顾: 设 $A: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 为线性映射, $\vec{e}_1, \ldots, \vec{e}_n$ 为 \mathbb{R}^n 的自然基底, 而 $\vec{f}_1, \ldots, \vec{f}_m$ 为 \mathbb{R}^m 的自然基底. 令 $a_{ij} = A\vec{e}_j \cdot \vec{f}_i$ $(1 \leqslant i \leqslant m, 1 \leqslant j \leqslant n)$, 则 $A\vec{e}_j = \sum_{i=1}^m a_{ij} \vec{f}_i$. 若 $X = \sum_{j=1}^n x_j \vec{e}_j$, 那么

$$AX = \sum_{j=1}^{n} x_j A \vec{e_j} = \sum_{j=1}^{n} x_j \sum_{i=1}^{m} a_{ij} \vec{f_i} = \sum_{i=1}^{m} \left(\sum_{j=1}^{n} a_{ij} x_j \right) \vec{f_i}.$$

故 $(AX)_i = (AX) \cdot \vec{f_i} = \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j$. 于是 A 与矩阵 $(a_{ij})_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 < j \leq n}}$ 对应起来, 可将之视为同一.

定义 1. 设 $X_0 = (x_1^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) \in \mathbb{R}^n$, r > 0, 而

$$\vec{f}:B(X_0,r)\subset\mathbb{R}^n o\mathbb{R}^m$$
, $g:B(X_0,r)\to\mathbb{R}$ 为

映射. 若 $\lim_{X \to X_0} \frac{\|\vec{f}(X)\|}{|g(X)|} = 0$, 则记

$$\vec{f}(X) = \vec{o}(|g(X)|) = |g(X)|\vec{o}(1) \ (X \to X_0).$$

如果记 $\vec{f} = (f_1, \dots, f_m)^T$,则上式成立当且仅当对任意的整数 $1 \le i \le m$,我们均有

$$f_i(X) = o(|g(X)|) (X \to X_0).$$

定义 2. 假设 $X_0 = (x_1^{(0)}, \ldots, x_n^{(0)}) \in \mathbb{R}^n$, r > 0, $\vec{f}: B(X_0,r) \subset \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 为向量值函数. 如果 存在线性映射 $A: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 使得 $X \to X_0$ 时, $\vec{f}(X) - \vec{f}(X_0) = A(X - X_0) + \vec{o}(\|X - X_0\|),$ 则称 \vec{f} 在点 X_0 可微并将映射 A 记作 $d\vec{f}(X_0)$, 称为 \vec{f} 在点 X_0 的全微分或微分. 线性映射 A所对应的矩阵记作 $J\vec{f}(X_0)$, 也被记作 $J_{\vec{f}}(X_0)$, 称为 \vec{f} 在点 X_0 处的 Jacobi 矩阵.

评注

- 若 \vec{f} 在点 X_0 处可微,则其微分唯一.
- 可微性蕴含连续性.
- 若记 $\vec{f} = (f_1, \dots, f_m)^T$, 则 $A = (a_{ij})_{\substack{1 \le i \le m \\ 1 \le j \le n}}$ 为 \vec{f} 在点 X_0 处的微分当且仅当 $X \to X_0$ 时,对任意的整数 $1 \le i \le m$,我们均有

$$f_i(X) - f_i(X_0) = \sum_{j=1}^{n} a_{ij}(x_j - x_j^{(0)}) + o(\|X - X_0\|).$$

也即 f_i 在点 X_0 处可微, 并且有 $a_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(X_0)$. 故 $\mathrm{d}\vec{f}(X_0)$ 所对应的矩阵的第 i 个行向量正好 对应于 $\mathrm{d}f_i(X_0)$ 所对应的矩阵. 由此可知 \vec{f} 在 点 X_0 可微当且仅当 f_1, \ldots, f_m 在该点可微且

$$d\vec{f}(X_0) = \begin{pmatrix} df_1(X_0) \\ \vdots \\ df_m(X_0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_1}{\partial x_j}(X_0) dx_j \\ \vdots \\ \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_m}{\partial x_j}(X_0) dx_j \end{pmatrix},$$

讲而我们就有

$$d\vec{f}(X_0) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1}(X_0) & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n}(X_0) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1}(X_0) & \cdots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n}(X_0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} dx_1 \\ \vdots \\ dx_n \end{pmatrix},$$

也即 $J_{\vec{f}}(X_0) = \left(\frac{\partial f_i}{\partial x_j}(X_0)\right)_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}}$. 若将最右边那个 列向量记作 $\mathrm{d}X$,则 $\mathrm{d}\vec{f}(X_0) = J_{\vec{f}}(X_0)\,\mathrm{d}X$. 通常

也将 $J_{\vec{f}}(X_0)$ 记作 $\frac{\partial(f_1,\ldots,f_m)}{\partial(x_1,\ldots,x_n)}(X_0)$ 或 $\frac{\partial(f_1,\ldots,f_m)}{\partial(x_1,\ldots,x_n)}|_{X_0}$.

当 m=n 时, 相应行列式被称为 Jacobi 行列式,

记作
$$\frac{D(f_1,...,f_m)}{D(x_1,...,x_n)}(X_0)$$
 或 $\frac{D(f_1,...,f_m)}{D(x_1,...,x_n)}|_{X_0}$.

例 1. $\forall (r, \varphi) \in D = (0, +\infty) \times (-\pi, \pi)$, 定义

$$\vec{f}(r,\varphi) = \left(\begin{array}{c} x \\ y \end{array} \right) = \left(\begin{array}{c} r\cos\varphi \\ r\sin\varphi \end{array} \right).$$

求 \vec{f} 在点 (r,φ) 处的微分及其 Jacobi 行列式.

解: 由于 \vec{f} 的分量均为初等函数, 故可微且

$$J_{\vec{f}}(r,\varphi) = \begin{pmatrix} \cos \varphi & -r \sin \varphi \\ \sin \varphi & r \cos \varphi \end{pmatrix}.$$

则所求 Jacobi 行列式 $\frac{D(x,y)}{D(r,\varphi)} = r$, 而所求微分为

$$d\vec{f}(r,\varphi) = \begin{pmatrix} dx \\ dy \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \cos\varphi & -r\sin\varphi \\ \sin\varphi & r\cos\varphi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} dr \\ d\varphi \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \cos\varphi dr - r\sin\varphi d\varphi \\ \sin\varphi dr + r\cos\varphi d\varphi \end{pmatrix}.$$

作业题: 第 1.5 节第 54 页第 2 题并求其微分.

谢谢大家!