

# 我的数学笔记

邱彼郑楠

2024 年 4 月 8 日

## 目录

<b>1</b>	<b>同伦方法</b>	<b>2</b>
1.1	预备知识	2
1.1.1	光滑映射	2
1.1.2	正则值	2
1.1.3	微分同胚	2
1.1.4	Sard 定理	3
1.2	连续同伦算法	3
1.2.1	Householder 变换	3
1.3	单个零点的同伦算法	4
1.4	基本微分方程	4
1.5	路径跟踪算法	5
1.6	切向量的计算方法	5

# 1 同伦方法

## 1.1 预备知识

### 1.1.1 光滑映射

**定义 1.1.** 如果映射  $f: D \subset \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$  在定义域  $D$  中每一点都具有  $r$  阶连续偏导数, 则称  $f$  为  $C^r$  映射; 如果对任一个正整数  $r$ , 映射  $f$  是  $C^r$  映射, 则称  $f$  是光滑映射.

1. 光滑映射在其定义域内每一点处都可微.
2. 如果  $f: X \rightarrow Y, g: Y \rightarrow Z$  都是光滑映射, 则复合映射  $g \circ f: X \rightarrow Z$  也是光滑的.
3. 任意集合上的恒同映射和常值映射都是光滑映射.
4.  $\mathbb{R}^m$  中的任意紧集上的连续映射都可由光滑映射任意逼近.

**定理 1.1.** 设  $X \subset \mathbb{R}^m$  是紧集,  $f: X \rightarrow \mathbb{R}^n$  是连续映射, 则对任意  $\varepsilon > 0$ , 存在光滑映射  $g: X \rightarrow \mathbb{R}^n$ , 使得对任意  $x \in X$ , 成立

$$\|f(x) - g(x)\| < \varepsilon.$$

### 1.1.2 正则值

**定义 1.2.** 设  $f: D \subset \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$  是光滑映射, 对  $D$  中的某一点  $x_0$ , 如果  $f$  在  $x_0$  处的 Jacobi 矩阵  $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0)$  行满秩, 则称  $x_0$  是映射  $f$  的正则点. 若  $x_0$  不是映射  $f$  的正则点, 即映射  $f$  在  $x_0$  点处的 Jacobi 矩阵行降秩, 则称  $x_0$  是映射  $f$  的临界点.

**定义 1.3.** 设  $y_0 \in \mathbb{R}^n$ , 如果所有  $x_0 \in f^{-1}(y_0)$  都是映射  $f$  的正则点, 则称  $y_0$  为映射的正则值; 如果  $y_0$  不是映射的正则值, 亦即存在  $x_0 \in f^{-1}(y_0)$  使得  $x_0$  是  $f$  的临界点, 则称  $y_0$  是映射  $f$  的临界值. 特别地, 如果  $y_0 \notin f(D) = \{f(x) : x \in D\}$ , 即  $y_0 \in \mathbb{R}^n \setminus f(D)$ , 则  $y_0$  是映射  $f$  的正则值.

临界点的像一定是临界值, 但正则点的项不一定是正则值. 只要  $f^{-1}(y_0)$  中有一个临界点,  $y_0$  就是临界值, 同时  $f^{-1}(y_0)$  中可能有多个正则点.

如果  $m = n$ , 使得 Jacobi 行列式  $\frac{\partial f}{\partial x}(x) = 0$  的点  $x$  称为  $f$  的临界点.

### 1.1.3 微分同胚

**定义 1.4.** 设  $X$  和  $Y$  分别是两个欧式空间中的子集, 如果映射  $f: X \rightarrow Y$  是双射 (即一一对应), 且  $f$  与  $f$  的逆映射  $f^{-1}$  都是光滑映射, 则称  $f$  是  $X$  到  $Y$  的一个微分同胚. 如果这样的同胚存在, 则称  $X$  与  $Y$  是微分同胚的.

**定义 1.5.** 设  $X$  和  $Y$  是某两个欧式空间中的子集, 如果  $f$  给出  $X$  中点  $x_0$  的某个邻域到  $Y$  中  $f(x_0)$  的某个邻域的微分同胚, 则称映射  $f: X \rightarrow Y$  在  $x_0$  点处是局部微分同胚. 如果  $f$  在  $X$  的每一点处是局部微分同胚的, 则称  $f$  是  $X$  到  $Y$  的一个局部微分同胚.

**定理 1.2 (反函数定理).** 设  $W$  和  $V$  是  $\mathbb{R}^n$  中的两个开集,  $f: W \rightarrow V$  是光滑映射. 若  $f$  在  $x_0 \in W$  处的导映射  $df_{x_0}$  是  $\mathbb{R}^n$  到  $\mathbb{R}^n$  的同构映射, 则  $f$  在  $x_0$  处是局部微分同胚.

**推论 1.1.** 设  $W$  和  $V$  是  $\mathbb{R}^n$  中的开集,  $f: W \rightarrow V$  是光滑映射, 则  $f$  在  $x_0 \in W$  是局部微分同胚的充分必要条件是:  $df_{x_0}$  是同构映射.

### 1.1.4 Sard 定理

**定义 1.6.** 设  $X$  是  $\mathbb{R}^n$  的一个子集, 如果对任意  $x \in X$ , 存在  $x$  在  $X$  的一个邻域  $V \subset X$ , 使得  $V$  与  $\mathbb{R}^k$  的一个开集微分同胚, 则称  $X$  是  $k$  维光滑流形. 若光滑流形  $X$  的子集  $Y$  也是光滑流形, 就说  $Y$  是  $X$  的子流形.

常见的光滑流形:

- $\mathbb{R}^n$  是  $n$  维光滑流形;
- $(0, 1) \times \mathbb{R}^n$  是  $n+1$  维光滑流形;
- $\mathbb{R}^n$  中的单位开球  $B(1) = \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\| < 1\}$  和单位球面  $S(1) = \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\| = 1\}$  分别是  $n$  维光滑流形和  $n-1$  维光滑流形.

流形之间光滑映射的任一正则值的逆象是一个光滑流形.

**定理 1.3** (逆象定理). 设  $X$  和  $Y$  分别是  $k$  维的和  $l$  维的光滑流形,  $k > l$ ,  $f: X \rightarrow Y$  是光滑映射, 如果  $y \in Y$  是映射  $f$  的正则值, 则  $f^{-1}(y)$  或者是空集, 或者是  $X$  中的  $k-l$  维子流形.

逆象定理表明, 正则值的逆象有很好的几何结构. 那么  $Y$  中有多少点是光滑映射  $f: X \rightarrow Y$  的正则值?

**定理 1.4** (Sard 定理). 设  $X$  和  $Y$  是光滑流形,  $f: X \rightarrow Y$  是光滑映射. 记  $D$  是  $f$  的临界点集, 则  $f$  的临界点集  $f(D) \subset Y$  在  $Y$  中的测度为零.

## 1.2 连续同伦算法

**定义 1.7.** 设  $X$  与  $Y$  是拓扑空间,  $f_0, f_1: X \rightarrow Y$  是连续映像. 记  $I = [0, 1]$ . 若存在连续映像  $H: X \times I \rightarrow Y$ , 使得对一切  $x \in X$  成立  $H(x, 0) = f_0(x)$  与  $H(x, 1) = f_1(x)$ , 则称  $f_0$  同伦于  $f_1$ , 记为  $f_0 \simeq f_1: X \rightarrow Y$ . 称映像  $H$  为从  $f_0$  到  $f_1$  的**同伦**或**伦移**, 记为  $H: f_0 \simeq f_1$  或  $f_0 \stackrel{H}{\simeq} f_1$ . 若一个映像  $f: X \rightarrow Y$  同伦于常值映像, 就说  $f$  是一个**零伦**, 记为  $f \simeq 0$ .

**定理 1.5.** 记  $C(X, Y)$  是  $X$  到  $Y$  的一切连续映像之集合, 则同伦关系在  $C(X, Y)$  中是一种等价关系.

根据这一定理, 从  $X$  到  $Y$  的连续映像集合  $C(X, Y)$  按同伦关系可分成若干互不相交的等价类, 其中每一类成为一个**同伦类**.

常见同伦:

**线性同伦**  $H(x, t) = tg(x) + (1-t)f(x)$ ;

**Newton 同伦**  $H(x, t) =$ ;

### 1.2.1 Householder 变换

**定义 1.8.** 对任意单位向量  $u \in \mathbb{R}^n$ , 矩阵

$$Q = I - 2uu^T$$

称为关于  $u$  的 *Householder* 变换矩阵.

Householder 变换的性质:

- $Q\mathbf{x} = \mathbf{x}, \forall \mathbf{x} \in P$ , 即超平面  $P$  中的任何向量不能反射到其他任何地方.
- $Q\mathbf{u} = -\mathbf{u}$ .
- $Q$  是一个正交矩阵, 向量经反射变换  $Q$  后不改变长度,  $\|Q\mathbf{x}\|_2 = \|\mathbf{x}\|_2, \forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ .
- $Q^2 = I$ , 即  $Q$  是对合的, 从而  $Q^T = Q$ .
- $Q$  有一个  $n-1$  重特征值 1 和一个单重特征值  $-1$ , 从而有  $\det Q = -1$ .

### 1.3 单个零点的同伦算法

**定理 1.6** (广义 Sard 定理, 参数化 Sard 定理). 设  $U \subset \mathbb{R}^m, V \subset \mathbb{R}^q$  是开集,  $\phi: U \times V \rightarrow \mathbb{R}^p$  是  $C^r$  映射,  $r \geq \max\{0, m-p\}$ . 若  $0 \in \mathbb{R}^p$  是  $\phi$  的正则值, 则对几乎所有  $a \in V$ ,  $0$  是映射  $\phi(\cdot, a): U \rightarrow \mathbb{R}^p$  的正则值.

### 1.4 基本微分方程

**定理 1.7.** 设  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  是一有界开凸集,  $f$  是映  $\bar{\Omega}$  到其自身上的连续映像, 则  $f$  在  $\bar{\Omega}$  中有不动点  $\mathbf{x}^*$ , 即  $f(\mathbf{x}^*) = \mathbf{x}^*$ . 如果进一步假定  $f \in C^2(\Omega)$ , 则对几乎每个  $\mathbf{x}_0 \in \Omega$ , 存在一光滑的简单曲线

$$\{(x(s), t(s)) \in \bar{\Omega} \times [0, 1] : s \in [0, S)\},$$

这里  $S$  是一正实数或  $+\infty$ , 使得

(i)  $(x(s), t(s)) \in H^{-1}(0)$ , 其中

$$H(\mathbf{x}, t) = \mathbf{x} - ((1-t)\mathbf{x}_0 + tf(\mathbf{x})),$$

且  $(x(0), t(0)) = (\mathbf{x}_0, 0)$ ;

(ii)  $\lim_{s \rightarrow S} t(s) = 1$ , 因而  $\lim_{s \rightarrow S} (f(x(s)) - x(s)) = 0$ ;

(iii)  $(x(s), t(s))$  满足代数微分方程初值问题:

$$\begin{cases} H_x \frac{d\mathbf{x}}{ds} + H_t \frac{dt}{ds} = 0, \\ \left\| \frac{d\mathbf{x}}{ds} \right\|_2^2 + \left( \frac{dt}{ds} \right)^2 = 1, \\ x(0) = \mathbf{x}_0, \\ t(0) = 0. \end{cases} \quad (1)$$

该定理的第一部分是 **Brouwer 不动点定理**, 即:

**定理 1.8.** 设  $\Omega$  为  $\mathbb{R}^n$  中的有界闭凸集, 映像  $F: \Omega \rightarrow \Omega$  连续. 则  $F$  在  $\Omega$  中必有不动点, 即必有  $\mathbf{x}^* \in \Omega$ , 使得  $F(\mathbf{x}^*) = \mathbf{x}^*$ .

后半部分可以看成较弱的 Brouwer 不动点定理的构造型证明. 附加假设  $f \in C^2(\Omega)$  较弱是因为实际应用中非光滑算子并不多.

任何求解初值问题 (1) 的可靠方法都可以用来求解不动点问题  $\mathbf{x} = f(\mathbf{x})$ . 同伦延拓法的一个较重要的分支实际上是为了求解 (1) 而设计的算法.

微分方程 (1) 确定了  $\left( \frac{d\mathbf{x}}{ds}, \frac{dt}{ds} \right)$  的两个解向量集 (根据其方向相反而区分), 但在计算上是麻烦的. 下述定理解决了这一麻烦:

**定理 1.9** (基本微分方程). 设  $H: \bar{\Omega} \times [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^n$  连续可微,  $\Omega \subset \mathbb{R}^n$  为开集. 假定

- (i)  $\mathbf{0}$  是  $H$  的正则值;
- (ii)  $H(\mathbf{x}_0, 0) = \mathbf{0}$  且  $\mathbf{x}_0 \in \Omega$  是  $H(\cdot, 0)$  的一个正则点;
- (iii)  $\{(\mathbf{x}(s), t(s)) \in \bar{\Omega} \times [0, 1] : s \in [0, S)\} \subset H^{-1}(\mathbf{0})$  是以弧长为参数的同伦道路, 满足初始条件  $(\mathbf{x}(0), t(0)) = (\mathbf{x}_0, 0)$ .

则同伦道路  $(\mathbf{x}(s), t(s))$  由以下微分方程初值问题所确定:

$$\begin{cases} \frac{dx_i}{ds} = (-1)^i C(\mathbf{x}, t) \cdot \det(DH_{-i}(\mathbf{x}, t)), & i = 1, 2, \dots, n, \\ \frac{dt}{ds} = (-1)^{n+1} C(\mathbf{x}, t) \cdot \det(H_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}, t)), \\ (\mathbf{x}(0), t(0)) = (\mathbf{x}_0, 0), \end{cases}$$

这里

$$C(\mathbf{x}, t) = \frac{(-1)^{n+1} \operatorname{sgn}(\det(H_{\mathbf{x}}(\mathbf{x}_0, 0)))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n+1} (\det(DH_{-i}))^2}}$$

其中  $\operatorname{sgn}$  为符号函数.

## 1.5 路径跟踪算法

1. **初始化步.** 确定以下三个量:

- 初始点  $(\mathbf{x}, t)_0 = (\mathbf{x}_0, 0)$ ;
- 初始步长  $\delta$ ;
- 容许误差  $\varepsilon$ .

2. **预估步.** 计算  $(\mathbf{x}, t)_0$  处的切向量  $\left(\frac{d\mathbf{x}}{ds}, \frac{dt}{ds}\right)$ , 并且用 Euler 法计算一步得

$$(\mathbf{x}, t)_1 = (\mathbf{x}, t)_0 + \delta \left(\frac{d\mathbf{x}}{ds}, \frac{dt}{ds}\right).$$

如果  $(\mathbf{x}, t)_1$  中的  $t$  分量大于 1, 则调整步长  $\delta$  使预估在超平面  $t = 1$  上.

3. **校正步.** 以  $(\mathbf{x}, t)_1$  为初值, 用迭代法产生一个序列  $\{(\mathbf{x}, t)_i\}_{i=1}^k$ , 使  $(\mathbf{x}, t)_* = (\mathbf{x}, t)_k$  为  $H^{-1}(\mathbf{0})$  中点的近似且其误差小于  $\varepsilon$ . 如果迭代法不收敛, 则缩小步长转回预估步.

4. **调换步.** 根据某判别准则, 若  $(\mathbf{x}, t)_*$  已满足要求, 则置  $(\mathbf{x}, t)_0 = (\mathbf{x}, t)_*$ , 并调整步长  $\delta$ , 否则缩小步长转预估步.

5. **调换步.** 如果  $(\mathbf{x}, t)_*$  的  $t$  分量等于 1, 停止, 这时  $(\mathbf{x}, t)_*$  的  $\mathbf{x}$  分量是  $f(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$  的一个近似解. 若  $(\mathbf{x}, t)_*$  的  $t$  分量小于 1, 转预估步.

## 1.6 切向量的计算方法