### 第十五章 隐式化、等距曲线与散乱数据造型

### §1. 曲线曲面隐式化

#### ● 概况

参数曲线曲面特点:

几何直观性强,显示和求交算法易设计

参数曲线曲面不足:

干涉判断、点线关系, 交线的不封闭性

代数曲线曲面: F(x,y)=0, F(x,y,z)=0

● 隐式化与逆问题

**隐式化:** 己知参数曲线  $x = \frac{x(t)}{w(t)}$ ,  $y = \frac{y(t)}{w(t)}$ , 其中 x(t), y(t)和 w(t)均

为多项式,寻找表示同一条曲线的隐式方程F(x,y)=0。

**逆问题:** 已知曲线 $\left(\frac{x(t)}{w(t)}, \frac{y(t)}{w(t)}\right)$ 上一点(x, y),求对应参数 t。

两条参数曲线交点可由隐式化和求逆算法得到。

- 参数曲线曲面的隐式化
- (a) 两多项式结式

已知多项式 
$$f(t) = \sum_{i=0}^{m} a_i t^i$$
,  $g(t) = \sum_{i=0}^{n} b_i t^i$  设  $f(t) = (t - f_1)(t - f_2) \cdots (t - f_m)$ ,  $g(t) = (t - g_1)(t - g_2) \cdots (t - g_n)$ 

则 f(t)与 g(t)的结式为

$$R(f,g) = \prod_{i=1}^{m} \prod_{j=1}^{n} (f_i - g_j)$$

**定理**: 多项式 f(t)与 g(t)有公共根当且仅当它们的结式等于 0.

$$f(t) = t^2 - 7t + 12 = (t - 3)(t - 4)$$

$$g(t) = t^2 - 3t + 2 = (t - 2)(t - 1)$$

$$\mathbb{I}[R(f,g)=(3-2)(3-1)(4-2)(4-1)=12$$

$$[5]: f(t) = t^2 - 7t + 12 = (t - 3)(t - 4)$$

$$g(t) = t^2 - 5t + 6 = (t - 2)(t - 3)$$

$$\iiint R(f,g) = (3-2)(3-3)(4-2)(4-3) = 0$$

### (b) Sylvester 结式

已知多项式
$$f(t) = \sum_{i=0}^{m} a_i t^i$$
,  $g(t) = \sum_{i=0}^{n} b_i t^i$ 

则结式可计算为

**定理:** 设 r(t) = (f(t), g(t)) 是多项式 f(t) 与 g(t) 的最大公因式,则有  $\deg(r(t)) = m + n - \operatorname{rank}(R_t(f(t), g(t)))$  。

注: 最大公因式 
$$r(t) = (f(t), g(t)) = GCD(f(t), g(t))$$

# (c) 参数曲线隐式化

设有参数曲线 
$$x = \frac{x(t)}{w(t)}$$
,  $y = \frac{y(t)}{w(t)}$ , 其中

$$x(t) = \sum_{i=0}^{n} a_i t^i$$
,  $y(t) = \sum_{i=0}^{n} b_i t^i$ ,  $w(t) = \sum_{i=0}^{n} d_i t^i$ 

构造多项式 p(x,t) = w(t)x - x(t), q(y,t) = w(t)y - y(t)

易知 p(x,t)=0, q(y,t)=0仅当 x,y,t 满足原参数方程。

写成关于t的多项式,有

$$p(x,t) = (d_n x - a_n)t^n + (d_{n-1} x - a_{n-1})t^{n-1} + \dots + (d_1 x - a_1)t + (d_0 x - a_0)$$

$$q(y,t) = (d_n y - b_n)t^n + (d_{n-1} y - b_{n-1})t^{n-1} + \dots + (d_1 y - b_1)t + (d_0 y - b_0)$$

计算 p(x,t), q(y,t)关于 t 的结式, 有

$$R_t(p,q)=$$

$$\begin{vmatrix} d_{n}x - a_{n} & \cdots & \cdots & d_{1}x - a_{1} & d_{0}x - a_{0} \\ & d_{n}x - a_{n} & \cdots & \cdots & d_{1}x - a_{1} & d_{0}x - a_{0} \\ & & \ddots & & \ddots & \ddots \\ & & & d_{n}x - a_{n} & \cdots & \cdots & d_{1}x - a_{1} & d_{0}x - a_{0} \\ d_{n}y - b_{n} & \cdots & \cdots & d_{1}y - b_{1} & d_{0}y - b_{0} & & & \\ & & d_{n}y - b_{n} & \cdots & \cdots & d_{1}y - b_{1} & d_{0}y - b_{0} & & & \\ & & & \ddots & & \ddots & \ddots & \\ & & & & d_{n}y - b_{n} & \cdots & \cdots & d_{1}y - b_{1} & d_{0}y - b_{0} \end{vmatrix}$$

$$= 0$$

该方程即为参数曲线的隐式方程。

**定理:** 任何平面 n 次有理参数曲线都可表示为平面 n 次代数曲线。

有 
$$p(x,t)=-t^2+(x-1)$$
,  $q(y,t)=-t^2-2t+(y+2)$ 

得隐式方程: 
$$R(p,q) = -x^2 + 2xy - y^2 + 10x - 6y - 13 = 0$$

# (d) 参数曲面隐式化

设有参数曲面 
$$x = \frac{x(s,t)}{w(s,t)}$$
,  $y = \frac{y(s,t)}{w(s,t)}$ ,  $z = \frac{z(s,t)}{w(s,t)}$ 

可得
$$F(x,s,t)=0$$
,  $G(y,s,t)=0$ ,  $H(z,s,t)=0$ 

利用结式方法, 由 F(x,s,t)=0和 G(y,s,t)=0 可得  $R_1(x,y,s)=0$ 

由 G(y,s,t)=0 和 H(z,s,t)=0 可得  $R_2(y,z,s)=0$  再由  $R_1(x,y,s)=0$  和  $R_2(y,z,s)=0$  得到隐式曲面方程 R(x,y,z)=0。

### §2. 等距曲线(offset curves)

#### 定义

给定平面参数曲线  $\mathbf{r}(t) = (x(t), y(t))$ ,它的距离为 d 的等距线定义为:  $\mathbf{r}_d(t) = \mathbf{r}(t) + d \cdot \mathbf{n}(t)$ ,其中  $\mathbf{n}(t) = \frac{(y'(t), -x'(t))}{\sqrt{x'^2(t) + y'^2(t)}}$ 

这里 $\mathbf{r}(t)$ 称为母线, $\mathbf{n}(t)$ 为 $\mathbf{r}(t)$ 的单位法向量;d 为带符号的偏移量。

**定理:** 对于平面 n 次多项式曲线  $\mathbf{r}(t) = (a(t), b(t))$ , 其距离为 d 的 等距线方程为

$$f_d(x,y) = \operatorname{Res}_t(P(t,x,y),Q(t,x,y)) = 0$$
  
其中  $P(t,x,y) = (x-a(t))^2 + (y-b(t))^2 - d^2$ ,  
 $Q(t,x,y) = p(t)(x-a(t)) + q(t)(y-b(t))$ ,  $a'(t) = p(t)$ ,  $b'(t) = q(t)$   
 $\operatorname{Res}_t$ 表示关于参数  $t$  求 Sylvester 结式。

● Pythagorean-hodograph 曲线(PH 曲线)

**定义**: 对参数曲线  $\mathbf{r}(t) = (x(t), y(t))$ , 如果存在一个多项式  $\sigma(t)$  使 得  $x'^2(t) + y'^2(t) = \sigma^2(t)$ , 则称  $\mathbf{r}(t)$ 为 PH 曲线。

**引理**(Kubota): 三个实多项式 a(t), b(t)和 c(t)满足  $a^2(t)+b^2(t)=c^2(t)$  当且仅当存在实多项式 u(t), v(t)和 w(t)使得

$$a(t) = w(t)(u^2(t) - v^2(t)), \quad b(t) = 2w(t)u(t)v(t), \quad c(t) = w(t)(u^2(t) + v^2(t))$$

推论:PH 曲线可表示为:

$$\mathbf{r}(t) = (x(t), y(t)) = \left( \int w(t) (u^{2}(t) - v^{2}(t)) dt, \quad \int 2w(t) u(t) v(t) dt \right)$$

定理: PH 曲线的次数为 $\lambda + 2\mu + 1$ , 其中 $\lambda = \deg(w(t))$ ,  $\mu = \max\{\deg(u(t)), \deg(v(t))\}$ 。

### 例:三次 PH 曲线

$$\lambda = \deg(w(t)) = 0,$$

 $\mu = \max\{\deg(u(t)), \deg(v(t))\} = 1$ 

可读
$$w(t) = 1$$
,  $u(t) = u_0 B_{0,1}(t) + u_1 B_{1,1}(t)$ ,  $v(t) = v_0 B_{0,1}(t) + v_1 B_{1,1}(t)$ 

代入积分表达式,可得三次 PH 曲线的 Bézier 表示

$$\mathbf{r}(t) = \sum_{i=0}^{3} P_i B_{i,3}(t)$$

其中 $P_0 = (x_0, y_0)$ 任取;  $P_1 = P_0 + (u_0^2 - v_0^2, 2u_0v_0)/3$ ;

$$P_2 = P_1 + (u_0u_1 - v_0v_1, u_0v_1 + u_1v_0)/3$$
;  $P_3 = P_2 + (u_1^2 - v_1^2, 2u_1v_1)/3$ 

定理: 设 $\mathbf{r}(t) = \sum_{i=0}^{3} P_{i}B_{i,3}(t)$ 为平面三次 Bézier 曲线, $L_{j}(j=1,2,3)$ 为其

控制多边形边长, $\theta_1$ 和 $\theta_2$ 分别为向量 $P_1P_0$ 到 $P_1P_2$ 的转角和 $P_2P_1$ 到 $P_2P_3$ 的转角,则 $\mathbf{r}(t)$ 为 PH 曲线的充要条件是

$$L_2 = \sqrt{L_1 L_3}$$
,  $\theta_1 = \theta_2$ 

平面三次 PH 曲线曲率

$$k(t) = \frac{2(u_0v_1 - u_1v_0)}{\left[(u_0(1-t) + u_1t)^2 + (v_0(1-t) + v_1t)^2\right]^2}$$

易知平面三次 PH 曲线没有拐点。

# ● 具有有理等距线的参数曲线

**定理**: 设 Z(t) = x(t) + y(t) i 是以 t 为实参数的多项式曲线,则它的等距线可有理参数化当且仅当 Z'(t) 可表示成如下形式:

$$x'(t) + y'(t)\mathbf{i} = \rho(t)(Mt+1)G^{2}(t)$$

其中 $\rho(t)$ ,G(t)分别表示实、复多项式,M为 0 或虚部不为 0 的常数。

假设 $M = \lambda + \mu i$ ,G(t) = u(t) + v(t)i,可得具有有理等距曲线的多项式曲线Z(t) = x(t) + y(t)i的一个表示:

$$\begin{cases} x(t) = \int \rho(t) \{ (\lambda t + 1) (u^{2}(t) - v^{2}(t)) - 2\mu t u(t) v(t) \} dt \\ y(t) = \int \rho(t) \{ 2(\lambda t + 1) u(t) v(t) + \mu t (u^{2}(t) - v^{2}(t)) \} dt \end{cases}$$

- §3. 散乱数据造型
- 基本问题与方法
- (a) 问题

任给  $\{(P_i, f_i)\}_{i=0}^n$ , 求 F = F(P), 使得

- (i) 插值  $F(P_i) = f_i$ , i = 0,1,...,n
- (ii) **逼近** 在一定意义下使 F(P) 与所给定的数据的误差尽量小。
- (b) 方法
  - (i) 全局逼近与插值

优点:具有整体相关性,逼近度高,数学处理与表示简单

缺点:几何形状难以控制,计算复杂,难以交互构造

(ii) 局部方法

优点: 易于几何构造, 计算简单

缺点:连续性与光滑性较低,缺少数据相关性

● 二元 Lagrange 插值

## (a) 矩形网格

由一元 Lagrange 插值得到

### (b) 直线相交网上的插值

在Oxy平面上任意给定n+1条直线

$$l_i: a_i x + b_i y + c_i = 0$$
  $i = 0,1,...,n$ 

使得它们两两相交且任意三条直线无公共交点

设
$$l_i \cap l_j = P_{ij}$$
,有 $\frac{n(n+1)}{2}$ 个交点

给定 $\{(P_{ii}, f_{ij})\}$ , 记 $u_i(x, y) = a_i x + b_i y + c_i$ 

则有

$$S_{ij}(P_{rs}) \begin{cases} = 0 & (i, j) \neq (r, s) \\ \neq 0 & (i, j) = (r, s) \end{cases}$$

构造基函数

$$L_{ij}(x,y) = \frac{S_{ij}(x,y)}{S_{ij}(P_{ij})}$$

$$L_{ij}(P_{rs}) \begin{cases} = 1 & (i, j) = (r, s) \\ = 0 & (i, j) \neq (r, s) \end{cases}$$

得到插值函数

$$F(x,y) = \sum_{\substack{i,j=0\\i< j}}^{n} f_{ij} L_{ij}(x,y)$$

关于基函数 $\{L_{ij}(x,y)\}$ 有如下结论:

线性无关

分别为n-1次多项式

有 n(n+1)/2 个基函数

从而,有:

 $\{L_{ij}(x,y)\}_{0,i< j}^n$ 构成了 $\pi_{n-1}(R^2)$ 空间的一组完全基。

(c) 三角形网格上的 Lagrange 插值

给定
$$n > 0$$
及 $\left\{ \left( \frac{i}{n}, \frac{j}{n}, \frac{k}{n} \right), f_{ijk} \right\}_{i+j+k=n}$ 

则有

$$S_{ijk}\left(\frac{\overline{r}}{n},\frac{\overline{s}}{n},\frac{\overline{t}}{n}\right) \begin{cases} \neq 0 & (i,j,k) = (\overline{r},\overline{s},\overline{t}) \\ = 0 & (i,j,k) \neq (\overline{r},\overline{s},\overline{t}) \end{cases}, \quad \not \parallel \overrightarrow{r} + \overline{s} + \overline{t} = n$$

构造基函数

$$L_{ijk}(u,v,w) = \frac{S_{ijk}(u,v,w)}{S_{ijk}\left(\frac{i}{n},\frac{j}{n},\frac{k}{n}\right)}$$

 $\{L_{ijk}(u,v,w):i+j+k=n\}$ 为 $\pi_n(R^2)$ 空间的一组基。

- Shepard 方法
- (a) 问题

对任意函数 f = f(x, y)及  $\{(x_i, y_i)\}_0^n$ ,求 F(x, y),使得  $F(x_i, y_i) = f_i = f(x_i, y_i)$ 

(b) 基本公式

# 性质:

- 1. 凸组合性质由定义易知。
- 2. 最大最小性质  $\min_i \{f_i\} \leq F_{\mu}(x,y) \leq \max_i \{f_i\}$
- 3. 插值性质
- 4. 优化性质

$$\overrightarrow{\mathsf{LL}}\,\omega_i\big(x,y\big) = \prod_{\substack{j=0\\j\neq i}}^n d_j^{\mu}\big(x,y\big)$$

优化目标函数

$$\min_{C(x,y)} \sum_{i=0}^{n} \omega_i(x,y) (C(x,y) - f_i)^2$$

可得
$$C(x,y) = F_{\mu}(x,y)$$

5. 连续与光滑性

对于
$$\mu > 0$$

$$F_{\mu}(x,y) \in \begin{cases} C^{+\infty} & \mu \text{ a math } \\ C^{\frac{\mu-1}{2}} & \mu \text{ a math } \\ C^{\frac{\mu}{2}} & \mu \text{ a math } \end{cases}$$

**不足之处**: 虽然插值函数光滑,但在数据点附近表现为平点(导数为 0)。

(c) 局部 Shepard 方法

由于 Shepard 插值函数是由凸组合得到,修改权函数使其具有局部支撑性,从而得到局部 Shepard 方法。

$$\varphi_{R}(r) = \begin{cases} \frac{1}{r} & 0 < r \le \frac{R}{3} \\ \frac{27}{4R} \left(\frac{r}{R} - 1\right)^{2} & \frac{R}{3} < r \le R \\ 0 & r > R \end{cases}$$

改写

$$F_{\mu}(x,y) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{n} f_{i}(\varphi_{R}(d_{i}(x,y)))^{\mu} \\ \sum_{i=0}^{n} (\varphi_{R}(d_{i}(x,y)))^{\mu} \end{cases} (x,y) \neq (x_{i},y_{i}) \end{cases}$$

$$f_{i} \qquad (x,y) = (x_{i},y_{i})$$

局部 Shepard 方法具有局部性质,以及插值、连续、凸组合等性质。

- 径向基插值(radial basis interpolation)
- (a) 基本原理

设曲面为

$$S(x,y) = \sum_{i=0}^{n} \alpha_{i} \phi(d_{i}(x,y)) + P_{m}(x,y)$$

其中α,为待定系数

插值条件:

$$\sum_{i=0}^{n} \alpha_{i} \phi(d_{i}(x_{l}, y_{l})) + P_{m}(x_{l}, y_{l}) = f_{l}, \quad l = 0, 1, ..., n$$

有解条件:

$$\det(\phi(d_i(x_i, y_i))) \neq 0$$

常用的径向基函数有:

-Kriging 方法的 Gauss 分布函数:  $\phi(r) = e^{-c^2r^2}$ ;

- -Kriging 方法的 Markoff 分布函数:  $\phi(r) = e^{-c|r|}$ ;
- -Hardy 的 Multi-Quadric 函数:  $\phi(r) = (c^2 + r^2)^{\beta}$ ;
- -Hardy 的逆 Multi-Quadric 函数:  $\phi(r) = (c^2 + r^2)^{-\beta}$ ;
- -Duchon 的薄板样条:  $\phi(r) = r^{2k} \log r$ ,  $\phi(r) = r^{2k+1}$ ; 以及紧支柱正定径向基函数。
- (b) Multi-Quadric 方法(MQ 方法)

改进型:

$$S(x, y) = \sum_{i=0}^{n} a_i B_i(x, y) + \sum_{i=0}^{m} b_j P_j(x, y)$$

$$\sharp + B_i(x,y) = (d_i^2(x,y) + r^2)^{\frac{1}{2}}$$

由插值条件,可得

$$\begin{cases} \sum_{i=0}^{n} a_i B_i(x_l, y_l) + \sum_{j=0}^{m} b_j P_j(x_l, y_l) = f_l & l = 0, 1, ..., n \\ \sum_{j=0}^{n} a_j P_l(x_j, y_j) = 0 & l = 0, 1, ..., m \end{cases}$$

写成矩阵形式,有

$$\begin{pmatrix} B & E \\ E' & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f \\ 0 \end{pmatrix}$$

其精确集: span $\{P_i(x,y); j=0,1,...,m\}$ 。

(c) 薄板样条方法(thin plate spline)

由变分问题找插值函数 S(x, y)

$$\min \int_{S \in C^{2}(R^{2})} \left[ S_{xx}^{2} + 2S_{xy}^{2} + S_{yy}^{2} \right] dxdy$$

设
$$S(x,y) = \phi(d(x,y))$$
, 其中 $\phi = \phi(t) \in C^2$ 

$$d(x,y) = \left[ (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

则有 $\phi(t) = (t^2 + r^2) \ln(t^2 + r^2)$ , 其中r为常数

薄板样条插值公式

$$S(x,y) = \sum_{i=0}^{n} a_i \phi(d_i(x,y)) + \sum_{j=0}^{m} b_j P_j(x,y)$$

$$= \sum_{i=0}^{n} a_i \{ (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \} + r^2 \} \ln \{ (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \} + r^2 \} + \sum_{i=0}^{m} b_j P_j(x,y)$$

插值约束条件

$$\begin{cases} S(x_i, y_i) = f_i & i = 0, 1, ..., n \\ \sum_{j=0}^{n} a_j P_i(x_j, y_j) = 0 & i = 0, 1, ..., m \end{cases}$$

写成矩阵形式

$$\begin{pmatrix} B & E \\ E' & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f \\ 0 \end{pmatrix}$$

该方程组解存在唯一(Micchelli 证)。

(d) 移动最小二乘方法(moving least squares)

设 $(x_i, f_i)_{i=0}^n$ 为一组采样数据,若对数据进行最小二乘拟合,可先假定一拟合函数,然后求出该函数的系数。

最小二乘拟合:不妨设拟合函数为一2次函数,即

$$f(x) = ax^2 + bx + c$$

构造函数  $F(a,b,c) = \sum_{i=0}^{n} (ax_i^2 + bx_i + c - f_i)^2 \theta_i$ 

由 $F(a,b,c)=\min$ ,得

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \frac{\partial F}{\partial a} = \sum_{i=0}^{n} \left( ax_i^2 + bx_i + c - f_i \right) x_i^2 \theta_i = 0 \\ \frac{1}{2} \frac{\partial F}{\partial b} = \sum_{i=0}^{n} \left( ax_i^2 + bx_i + c - f_i \right) x_i \theta_i = 0 \\ \frac{1}{2} \frac{\partial F}{\partial c} = \sum_{i=0}^{n} \left( ax_i^2 + bx_i + c - f_i \right) \theta_i = 0 \end{cases}$$

求解上述方程组,得到

$$\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{4} \theta_{i} & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{3} \theta_{i} & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} \theta_{i} \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{3} \theta_{i} & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} \theta_{i} & \sum_{i=0}^{n} x_{i} \theta_{i} \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} \theta_{i} & \sum_{i=0}^{n} x_{i} \theta_{i} & \sum_{i=0}^{n} \theta_{i} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i} \theta_{i} \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} \theta_{i} \end{pmatrix}$$

从而得到拟合函数  $f(x)=ax^2+bx+c$ 。

**移动最小二乘拟合:** 设拟合函数  $f(x) = a(x)x^2 + b(x)x + c(x)$ ,构造函数

$$F(a(x),b(x),c(x)) = \sum_{i=0}^{n} (a(x)x_i^2 + b(x)x_i + c(x) - f_i)^2 \theta_i (||x_i - x||)$$

与最小二乘类似的解法,得到

$$\begin{pmatrix} a(x) \\ b(x) \\ c(x) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{4} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{3} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{3} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) & \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) & \sum_{i=0}^{n} x_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) & \sum_{i=0}^{n} x_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) & \sum_{i=0}^{n} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \\ \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_{i} (\|x_{i} - x\|) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{i=0}^{n} f_{i} x_{i}^{2} \theta_$$

由此得到拟合函数  $f(x) = a(x)x^2 + b(x)x + c(x)$ 。

● 自然邻域插值

基本方法:由定义域中点集生成 Voronoi 图,并由局部重心坐标构造插值函数。

● 点曲面 (Point based surface)

基本方法: 移动最小二乘(moving least squares)

# 阅读文献:

1. Sugihara K. Surface interpolation based on new local coordinates.

- Computer Aided Design 1999;13(1):51-58.
- 2. AMENTA, N. AND KIL, Y. J. 2004b. Defining point set surfaces. *ACM Trans. Graph.* 23, 3, 264–270.
- 3. 陈发来.曲面隐式化新进展.中国科学技术大学学报2014;
   44(5):345-361.
- LEVIN, D. 2003. Mesh-independent surface interpolation. In
   Geometric Modeling for Scientific Visualization, G. Brunnett, B.
   Hamann, K. Mueller, and L. Linsen, Eds. Springer-Verlag.