

文章编号 1004-924X(2019)01-0221-09

## 凸显尖锐特征的点-线-面递进式曲面重建

李宗春<sup>1\*</sup>, 何 华<sup>1</sup>, 付永健<sup>1</sup>, 李国俊<sup>2</sup>, 易旺民<sup>3</sup>

(1. 信息工程大学 地理空间信息学院, 河南 郑州 450001;

2. 北京卫星导航中心, 北京 100094; 3. 北京卫星环境工程研究所, 北京 100094)

**摘要:**针对现有曲面重建算法不能很好地重建出点云模型尖锐特征的缺陷,提出了一种凸显点云尖锐特征的点-线-面递进式曲面重建算法。首先,根据近邻点的欧氏距离、法向偏差和曲面变分,采用主成分分析算法和  $k$ -近邻点迭代加权法获取点云准确法向;接着,依据特征点位于多个平面交线上的原则,利用法向聚类和平面对拟合从候选特征点中筛选特征点;然后,依据特征点生长方向和主方向的相互关系重建特征线,并按照最小二乘原理采用矩阵法修复角点;最后,以特征线为约束重建尖锐特征点云曲面。实验结果表明:本文算法计算的点云准确法向与理论法向偏差接近于 0,特征重建效果优于其他算法,算法耗时短且与点云数量呈线性关系。算法不仅能够准确计算尖锐特征区域的点云法向,还能准确提取出点云模型的特征点并凸显模型的尖锐特征。

**关键词:**曲面重建;法向计算;尖锐特征;特征提取;点云

**中图分类号:**P391.7; P237 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192701.0221

## Point-line-surface gradual surface reconstruction emphasizing sharp feature

LI Zong-chun<sup>1\*</sup>, HE Hua<sup>1</sup>, FU Yong-jian<sup>1</sup>, LI Guo-jun<sup>2</sup>, YI Wang-min<sup>3</sup>

(1. *Institute of Geospatial Information, Information Engineering  
University, Zhengzhou 450001, China;*

2. *Beijing Satellite Navigation Center, Beijing 100094, China;*

3. *Beijing Institute of Spacecraft Environment Engineering, Beijing 100094, China)*

\* *Corresponding author, E-mail: 13838092876@139.com*

**Abstract:** To overcome the shortcomings of reconstructing sharp features of the point cloud model in current surface reconstruction algorithms, a gradual point-line-surface reconstruction method emphasizing the sharp features was proposed. First, the accurate vectors of the point cloud were calculated using principal component analysis along with  $k$ -neighbors iterative weighting according to spatial distance, normal deviation, and surface variation. Second, based on the principle that feature points were present on the intersection area of several planes, the feature points were screened out by vector clustering and plane fitting from the shortlisted feature points. Next, feature lines were reconstructed according to the mutual relation between growing direction and principal direction of the feature points. Meanwhile, corner points were optimized by matrix method on the basis of the least squares

收稿日期:2018-04-02;修订日期:2018-06-17.

基金项目:航天器高精度测量联合实验室基金资助项目(No. 201501)

theory. Finally, the surface was reconstructed using the feature lines constraints. Experimental results indicate that the deviation between accurate vectors and theoretical vectors is close to 0. The effect of the proposed algorithm is more superior to the Poisson and MPU algorithms; moreover, the effect is equivalent to the algorithm from reference [4]. Furthermore, there exists a linear relationship between the time and point number, and the algorithm consumes less time. The proposed algorithm can accurately estimate the vectors of the point cloud with sharp features; simultaneously, this algorithm can precisely extract feature points from the point cloud models while emphasizing the sharp features of the models.

**Key words:** surface reconstruction; vector calculation; sharp feature; feature extraction; point cloud

## 1 引言

曲面重建是指应用测量设备获取点云数据来恢复被测物体表面几何模型的过程,是一项重要的逆向工程技术。曲面重建技术依据重建曲面的表现形式可分为参数重建、网格重建、隐式重建、细分重建和变形重建五大类。然而,大部分曲面重建算法以曲面光滑连续为前提,边角等尖锐特征区域的重建质量不高。点云模型的尖锐特征区域是指表面法向不能保持几何一阶连续的区域,比如棱边、角点和边界。尖锐特征在点云模型上普遍存在,是点云模型的重要组成部分,其对点云模型的准确表达具有重要意义。因此,研究点云模型的尖锐特征曲面重建十分必要。

目前,尖锐特征曲面重建主要有两类方法,一类是直接法,即在重建曲面时直接重建特征<sup>[1-3]</sup>,另一类先从散乱点云中提取特征再重建曲面<sup>[4]</sup>。由于点云缺乏拓扑连接关系,且点云特征易受噪声影响,从点云中直接提取特征会面临很大困难,故点云特征提取研究起步较晚,研究成果较少。但是这类方法先精确提取点云的特征信息,再以提取的特征为约束重建曲面,保证了重建结果质量。

Gumhold<sup>[5]</sup>根据点云的局部邻域协方差矩阵的特征值和特征向量所张成的空间椭球判断出该点是否是特征点以及特征点类型,该算法的特征点提取结果跟阈值设置关系很大。Pauly<sup>[6]</sup>提出了一种多尺度特征点提取方法,该方法有较好的抗噪性,但是计算量较大。Daniels<sup>[7]</sup>提出了一种基于稳健移动最小二乘的特征线提取方法,移动最小二乘法需要多次迭代投影,计算开销大。Merigot<sup>[8]</sup>和李国俊<sup>[4]</sup>提出了基于卷积 Voronoi

协方差矩阵的特征提取方法,该方法受点云噪声影响较大,且 Voronoi 协方差矩阵计算较为复杂。Weber<sup>[9]</sup>提出了一种基于高斯投影的特征点提取算法,该方法很难有效地区分特征点与靠近特征点的点。吾守尔·斯拉木<sup>[10]</sup>提出了一种基于平均曲率运动的散乱点云尖锐特征提取算法,该方法涉及到的自由参数很多,不能自适应地确定参数。王小超<sup>[11]</sup>提出了基于局部重建的点云特征提取方法,该方法在曲率较大处特征探测结果不理想。李明磊<sup>[12]</sup>通过 Hough 变换识别出点云的平面特征,再提取出直线特征,但该方法依赖点云法向的正确计算,且不能识别弧形棱边特征。

上述方法提取出的特征可以保证重建质量,但是为了准确探测出特征点,算法的复杂度高,时间和内存消耗大,且提取特征的准确性有待提高。

针对现有算法存在的问题,本文提出一种点-线-面递进式尖锐特征曲面重建方法,其思路为:建立散乱点云空间索引 kd 树,且仅从候选特征点中筛选特征点,以提高数据处理效率;为提高特征点提取正确性,有效区分特征点和靠近特征点的点,先通过协方差矩阵探测出候选特征点并用  $k$ -近邻点迭代加权法获取点云的准确法向,再对候选特征点按照准确法向聚类,对聚类结果中的每一类进行平面拟合,通过点是否同时落在多个平面上判断该点是否为特征点;为保证重建曲面质量,以特征点重建的特征线为约束重建点云曲面模型。

## 2 点云法向计算

点云法向作为点云数据的一项基本几何属性,在点云数据配准<sup>[13]</sup>、分割<sup>[14]</sup>和重建<sup>[15]</sup>中发挥着重要作用。利用主成分分析(Principal Compo-

Principal Component Analysis, PCA)可快速准确求解点云初始法向,采用文献[16]的方法可实现点云法向一致性调整。但是,由于 PCA 是一种低通滤波的方法,仅能准确计算平缓区域的点云法向,特征区域的法向易被平滑<sup>[17]</sup>。因此,本文采用  $k$ -近邻点迭代加权法修正特征区域点云的初始法向以获取准确的结果。

对尖锐特征区域的点  $p$  来讲,近邻点与点  $p$  的距离越近,其对点  $p$  的影响越大,反之越小。近邻点的法向与点  $p$  的法向夹角越小,其对点  $p$  的影响越大,反之越小,当法向夹角大于给定阈值时,对应近邻点被当作外点丢弃。近邻点的曲面变分<sup>[18]</sup>越小,点云所在区域越平缓,该点的法向越准确。按照这种思路, $k$ -近邻点迭代加权法修正点云初始法向公式为:

$$\mathbf{n}_i^{t+1} = \frac{\sum_{j=1}^k \omega_d(p_i, p_j) \omega_n(\mathbf{n}_i^t, \mathbf{n}_j) \omega_\sigma}{\sum_{j=1}^k \omega_d(p_i, p_j) \omega_n(\mathbf{n}_i^t, \mathbf{n}_j) \omega_\sigma},$$

$$\omega_d(p_i, p_j) = \exp(-\|p_i - p_j\|^2 / 2\sigma_d^2), \quad (1)$$

$$\omega_n(\mathbf{n}_i^t, \mathbf{n}_j) = \begin{cases} \exp(\cos^2 \theta) & , \theta < 45^\circ \\ 0 & , \theta \geq 45^\circ \end{cases},$$

$$\omega_\sigma = \begin{cases} 1 & , \sigma(p_i) < \alpha_0 \\ \exp(-\sigma^2(p_i) / 2\alpha_0^2) & , \sigma(p_i) \geq \alpha_0 \end{cases},$$

其中:  $\mathbf{n}_i^t$  表示点  $p_i$  的第  $t$  次迭代计算的法向结果,  $\mathbf{n}_j$  表示点  $p_i$  的  $k$ -近邻点中第  $j$  个点的法向,  $\omega_d(p_i, p_j)$  为空间欧氏距离核函数,  $\sigma_d$  为距离带宽,  $\omega_n(\mathbf{n}_i^t, \mathbf{n}_j)$  为法向夹角核函数,  $\theta$  为法向  $\mathbf{n}_i^t$  和  $\mathbf{n}_j$  之间的夹角,  $\omega_\sigma$  为曲面变分核函数,  $\sigma(p_i)$  为点  $p_i$  的曲面变分,  $\alpha_0$  为曲面变分阈值。

特征区域的点云法向每迭代一次,就会被修正一次。当  $\mathbf{n}_i^{t+1}$  与  $\mathbf{n}_i^t$  的夹角小于设置的阈值时,停止迭代,把  $\mathbf{n}_i^{t+1}$  作为当前点的准确法向。点云法向可视化结果如图 1 所示。

如图 1(a)所示,PCA 计算的初始法向指向不一致,一致法向的指向一致但特征区域的法向被平滑(见图 1(b)),不能反映法向的真实情况。而本文依据当前点与其  $k$ -近邻点的欧氏距离、法向偏差和曲面变分采用迭代加权的方式( $k$ -近邻点迭代加权法)计算特征区域的法向,使法向逐渐修正到其正确指向位置。如图 1(c)所示,本文计算出的准确法向在特征区域具有突变性,垂直于点云所在的平面,与理论法向的偏差近乎为 0,是准

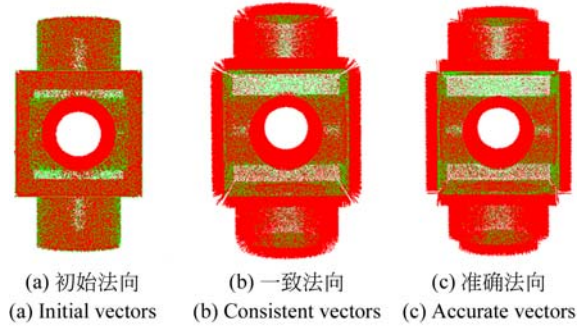


图 1 点云法向结果

Fig. 1 Results of point cloud vectors

确的点云法向。准确法向为后续的点云特征提取等处理提供了数据支持。

### 3 点线面递进式曲面重建

本文通过协方差矩阵快速提取点云中的候选特征点,以准确法向为基础从候选特征点中筛选出特征点,然后对特征点聚类生成特征线并进行角点修复等处理,最后以特征线为约束重建曲面。

#### 3.1 候选特征点提取

点  $p$  之协方差矩阵为:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (p_j - \bar{P}) \cdot (p_j - \bar{P})^T, \quad (2)$$

式中:  $k$  是近邻点数量,  $p_j$  为点  $p$  的  $k$ -近邻点,  $\bar{P}$  是近邻点坐标平均值。

设矩阵  $\mathbf{C}$  的特征根为  $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ , 且  $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$ 。此时,点  $p$  的曲面变分为:

$$\sigma(p) = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}. \quad (3)$$

由于  $\lambda_0$  为最小特征根,故曲面变分的取值范围为  $0 \leq \sigma(p) \leq 1/3$ 。曲面变分与点云局部区域的曲率密切相关,  $\sigma(p)$  数值越接近  $1/3$  表示点  $p$  局部区域的曲率越大。由于特征点都位于高曲率区域,所以曲面变分可作为区分点云是否为特征点的衡量标准。设置阈值  $\alpha_0$ ,若  $\sigma(p)$  大于  $\alpha_0$ ,则点  $p$  是特征点,否则为非特征点。但是仅仅依靠该度量很难选取一个合适的阈值得到准确的特征点集合,为不影响后续的特征点提取的准确性,设置一个较为宽松的曲面变分阈值。如图 2 所示是点云模型 block 的候选特征点提取结果。

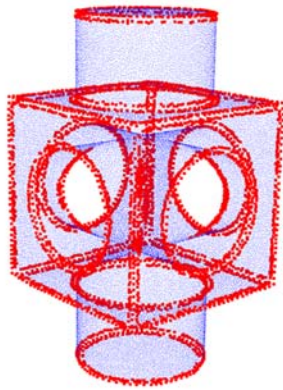


图 2 候选特征点

Fig. 2 Shortlisted feature points

从图 2 可知,通过曲面变分提取候选特征点可行。由于曲面变分阈值设置偏小,特征点及其附近的点都被认为是候选特征点,候选特征点呈窄带状分布。若增大曲面变分阈值,则可能因丢失部分特征点而造成提取失败。本文提取的候选特征点都位于点云的特征区域且数量较原始点云大幅减少,有助于准确高效地筛选特征点。

### 3.2 特征点筛选

特征点和非特征点混杂在一起,在特征线两边呈窄带状分布。本文通过点云的准确法向聚类和平面对合,从候选特征点中筛选出特征点。如图 3 所示(彩图见期刊电子版),对于特征点,或位于 2 个面的交线上(绿色点),或位于多个面的交点上(红色点),而非特征点只位于 1 个面上(白色点)。

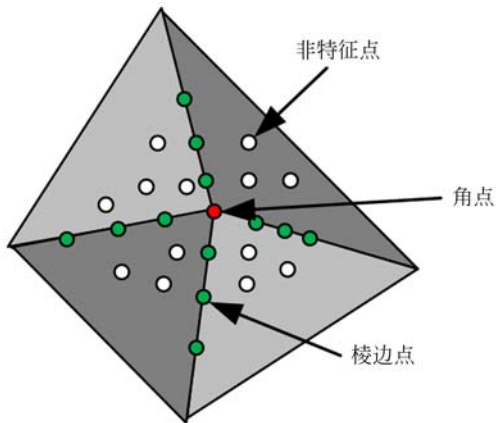


图 3 特征点分布情况

Fig. 3 Distribution of feature points

基于上述思路,本文特征点筛选的具体步骤为:

(1)建立点云数据的 kd 树结构,并依次求取各候选特征点  $p$  的  $k$ -近邻点。如图 4(a)所示是某角点的  $k$ -近邻点,该角点是 3 个平面的交点,其近邻点都较均匀地散落在 3 个平面上。

(2)对  $k$ -近邻点按照其准确法向聚类。如图 4(b)所示,经过一致性调整和修正后,位于同一表面上的法向基本平行。考虑到表面可能是曲面以及点云中包含噪声等情况,设置一个法向夹角阈值  $\delta_n$ ,若  $k$ -近邻点中两点的法向夹角小于  $\delta_n$ ,则将其聚类为同一类,否则不归为一类。如图 4(c)所示,按照法向聚类后该角点的  $k$ -近邻点被分成三类。

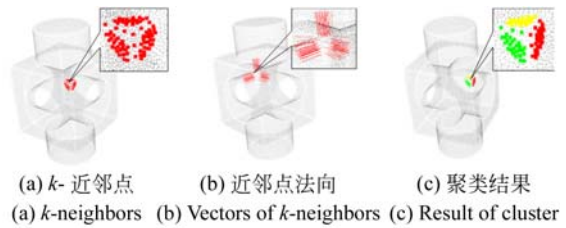


图 4 法向聚类

Fig. 4 Cluster of vectors

(3)对聚类结果中的每一类点云,按照最小二乘原理拟合平面。

(4)计算点  $p$  到最小二乘拟合平面的距离  $d$ , 设置一个距离阈值  $\delta_d$ ; 如果  $d$  小于距离阈值则认为点  $p$  属于该平面,否则不属于该平面。

(5)如果点  $p$  同时属于 2 个或 2 个以上平面,则点  $p$  是特征点,否则点  $p$  作为非特征点被剔除。

筛选的特征点如图 5 所示。

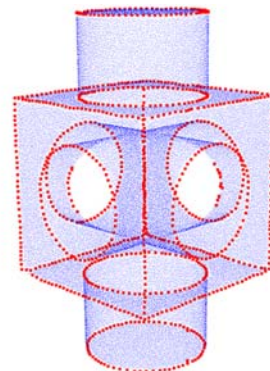


图 5 特征点

Fig. 5 Feature points

从图 5 可知,依据特征点在多个面交线上的原则,能够从候选特征点中准确筛选出特征点。这些特征点既有位于两平面交线上的点,又有平面与曲面交线上的点,还有曲面与曲面交线上的点。也即特征点不仅包括直线特征上的点,还包括弧形棱边上的点。

### 3.3 特征线重建

上述特征点是散乱无序的,故需要特征线重建来恢复点与点之间的拓扑关系。在重建特征线时,特征线的生长方向  $v(p_i, q_{i+1})$  (相邻特征点的连线方向)与该点的协方差矩阵  $C$  的最大特征根对应的特征向量  $e_2$  近似一致<sup>[19]</sup>,且特征线上相邻三点应该近似在一条直线上。同时,为获得更好的特征线生长效果,要避免选择模型角点附近的点作为种子点。基于这些思想,本文特征线重建流程为:

(1) 为每个特征点计算一个相关系数  $\eta = \frac{\lambda_2}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2}$ 。

(2) 选取相关系数最大的点作为特征线生长种子点  $p_0$ ,沿着  $e_2(p_0)$  方向,搜索点  $p_0$  的近邻点  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$ ,若  $\cos(e_2(p_0), v(p_0, q_i)) \geq \cos\theta_c$ ,则将点  $q_j$  作为新的特征线生长起点  $p_1$ ,将点  $p_0$  和  $p_1$  聚类到特征线点集  $P$  中。

(3) 搜索点  $p_i (i=1, 2, \dots)$  的近邻点  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$ ,若  $\cos(e_2(p_i), v(p_i, q_j)) \geq \cos\theta_c$  且  $\cos(v(p_{i-1}, p_i), v(p_i, q_j)) \geq \cos\theta_b$ ,则将点  $q_j$  作为新的特征线生长起点  $p_{i+1}$  并聚类到特征线点集  $P$  中;

(4) 重复步骤(3)直到没有满足条件的点。

(5) 以点  $p_0$  为新的特征线生长起点,沿着一  $e_2(p_0)$  方向,重复步骤(3)直到没有满足条件的点。至此,一条特征线生长完毕。

(6) 在未聚类的点中重复步骤(2)~(5)直到所有特征线重建完毕,最后删除特征线点集中点数少于  $N$  点集。

上述步骤中  $\theta_b$  为相邻生长方向的最大夹角阈值,  $\theta_c$  是生长方向与对应的特征向量的最大夹角阈值,  $N$  是特征线点集中的最少点数阈值。不同特征线采用不同的颜色表示,特征线重建效果如图 6 所示(彩图见期刊电子版)。

如图 6 所示,本文方法在聚类特征点的同时

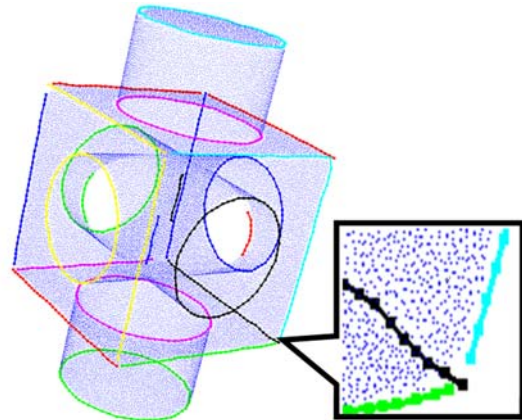


图 6 特征线重建

Fig. 6 Reconstruction of feature lines

重建出点云模型的特征线,恢复了散乱点之间的拓扑关系,勾勒出物体的基本框架,为基于特征线约束的曲面重建奠定了基础。本文方法不仅重建出直线形特征线,还可重建出弧形的特征线。但是由于特征点的测量误差等因素影响,在角点附近的多条特征线是相互分离的,没有准确连接到角点,特征线需要进一步优化。

### 3.4 角点修复

虽然角点附近的多条特征线相互分离未严格相交于一点,但是各条特征线端点都相距很近,对端点进行球邻域搜索很容易判断哪些端点应该相交形成角点。如图 7 所示,角点修复有两种方法。一种是重心法,即把角点附近特征线端点的均值坐标作为角点  $p_c$ ,这种方法简单但是精度不高。另一种是相交法,即求到角点附近的特征线距离平方和最小的点作为角点  $p_c$ 。

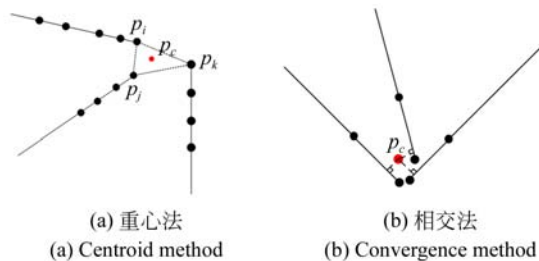


图 7 角点修复示意图

Fig. 7 Diagram of repairing corners

本文采用相交法修复角点,具体流程为:从特征线中提取所有特征线的两个端点,得到端点集

合  $M$  并依次计算  $M$  中任一点半径为  $r$  的球邻域点。如果球邻域内点数不少于 2 个,则利用球邻域点和与之相连的折线点构造空间直线,依据点到多条空间直线距离平方和最小原则,采用 Han 提出的矩阵法<sup>[20]</sup>求出修复的角点。角点修复效果如图 8 所示。

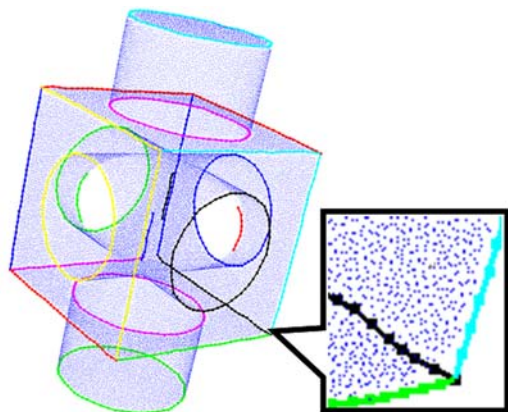


图 8 角点修复结果

Fig. 8 Results of repairing corners

从图 8 可知,经过优化后,恢复了特征线之间的连接关系,角点周围的多条特征线准确交于一点且该点是物体真实角点的逼近。

### 3.5 曲面重建

以重建的特征线作为约束边重建出点云模型的尖锐特征。下文所述的非特征表面为不包含特征点的三角网格所在区域,特征表面为包含特征点的三角网格所在区域。

对于非特征表面可采用已有成熟的算法重建,由于本文以特征线为约束边,重建的网格模型过原始的点云数据。故本文在非特征区域选取插值类算法(如 Crust 算法)重建曲面,保证最终的网格都过原始的点云数据。

如图 9 所示,对于特征表面以特征线为约束,搜索特征线附近的非特征表面网格边界点,从边界点集中寻找位于特征线异侧且距特征线起点最近的两点。以这两点与特征线上的前两个点构成两个三角网格,以特征线方向为生长方向,按照区域生长的方式,把特征线与非特征表面边界之间的区域用两条窄带三角形网格缝合起来。所有特征线处理处理完毕后即得到完整的点云曲面模型。

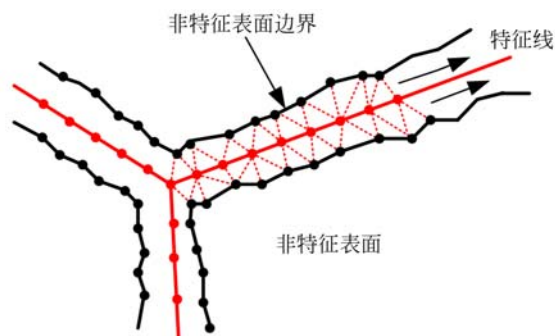


图 9 特征表面重建示意图

Fig. 9 Diagram of feature surface reconstruction

## 4 实验结果与分析

### 4.1 对比实验

为验证本文算法的可行性和有效性,选择具有尖锐特征的点云模型 block 和立方体为实验数据,block 点云下载于互联网,立方体点云数据在 matlab 中生成。在 Windows 7 系统 Intel Core2 i5-2450M CPU 2.50 GHz 硬件环境下,结合 VS2010、matlab 和 PCL,分别用 Poisson 算法、多层次单元划分(Multi-level Partition of Unity Implicits, MPU)算法、文献[4]算法和本文算法进行曲面重建。重建结果如图 10 所示。

Poisson 和 MPU 算法重建所需要的点云法向用 PCA 计算并用文献[16]方法进行一致性调整。Poisson 算法重建结果与设置的八叉树的深度有关,八叉树深度越浅,点云模型特征越容易被光滑。图 10(a)是八叉树深度设置为 7 的 Poisson 重建效果,虽然八叉树深度足够,但是点云模型的尖锐特征在重建结果中依然被光滑。如图 10(b)所示,MPU 算法特征区域采用分段函数重建,特征区域没有被平滑,但是在尖锐特征区域之间是通过一条狭窄的面片连接的,不能反映模型的尖锐特征。文献[4]算法和本文算法均采用先重建特征再重建曲面的策略,故文献[[4]算法能够重建出点云模型的尖锐特征,如图 10(c)所示。从图 10(d)可知,因为本文算法采用 Crust 算重建非特征表面,而重建特征表面时以特征线作为约束边,故重建结果通过原始点云数据点,点云模型的尖锐特征得以较好地保留。因此,本文算法特征重建效果优于 Poisson 算法和 MPU 算法,而与文献[4]算法相当。

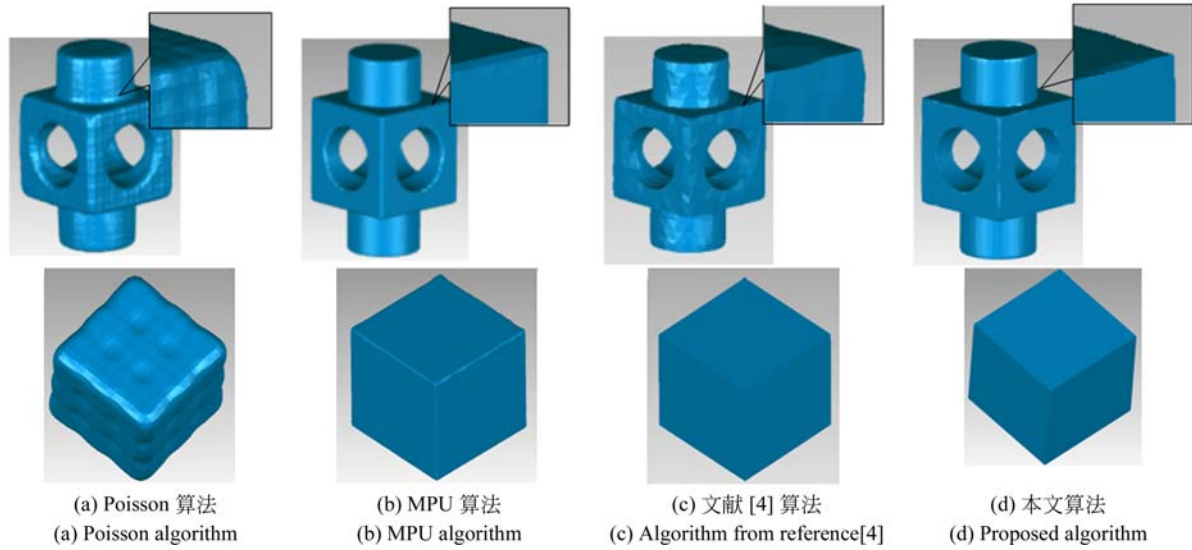


图 10 点云模型重建结果

Fig. 10 Reconstruction of point cloud models

三种算法的耗时情况统计如表 1 所示。

表 1 算法耗时统计

Tab. 1 Computation time

(s)

点云模型(点云数量)	算法总耗时				本文算法各部分耗时		
	Poisson	MPU	文献[4]	本文算法	法向计算	特征重建	曲面重建
block(43 791)	49.800	9.351	50.035	16.770	4.351	2.977	9.442
立方体(15 002)	5.433	3.893	16.153	6.307	1.893	1.225	3.189

Poisson 算法和 MPU 算法耗时与参数设置密切相关,本文 Poisson 算法的八叉树深度设置为 7,MPU 中的步长设置为 1.5。从表 1 可知,本文算法、文献[4]算法及 MPU 算法耗时与点云数量大致呈线性关系,而 Poisson 算法耗时与点云数量呈平方关系。与 Poisson 算法相比,在点云数量很少时,本文算法效率略低,但是随着点云数量的增加,Poisson 算法耗时急剧增加,本文算法耗时少于 Poisson 算法。本文算法与 MPU 算法相比,两者耗时相当。文献[4]算法耗时主要集中在 Delaunay 细化过程,该过程需要反复求解线段与曲面的交点,因此算法耗时明显多于本文算法。本文算法耗时由法向计算、特征重建和曲面重建三部分组成,其中因为非特征表面采用 Crust 算法重建曲面,有大量的 Delaunay 剖分计算,使得该部分重建耗时最多,约占算法总时间的一半。而法向计算和特征重建的效率较高,若结合更加

高效的算法,能进一步降低本文算法总耗时。

#### 4.2 噪声点云重建实验

由于点云特征提取易受噪声影响,而本文算法先从散乱点云中提取特征再重建曲面,为进一步评判算法的抗噪性能,把 block 点云数据分别加上 0.01、0.05 和 0.1 的高斯噪声  $e$  进行曲面重建,重建结果如图 11 所示。

当点云包含噪声时,本文算法在点云法向计算、特征点提取、特征线重建和曲面重建时均会受到影响。但是从噪声点云重建结果可知,当噪声为 0.01 时,重建结果中尖锐特征明显;当噪声为 0.05 时,能正确重建出大部分尖锐特征;当噪声为 0.1 时,点云的尖锐特征不明显。同时,非特征表面由于采用的 Crust 算法,重建结果过原始点云,故非特征表面随噪声的增大而变得愈发凹凸不平。因此,本文算法能够抵抗小噪声,当噪声变大时,本文算法尖锐特征重建能力会降低。

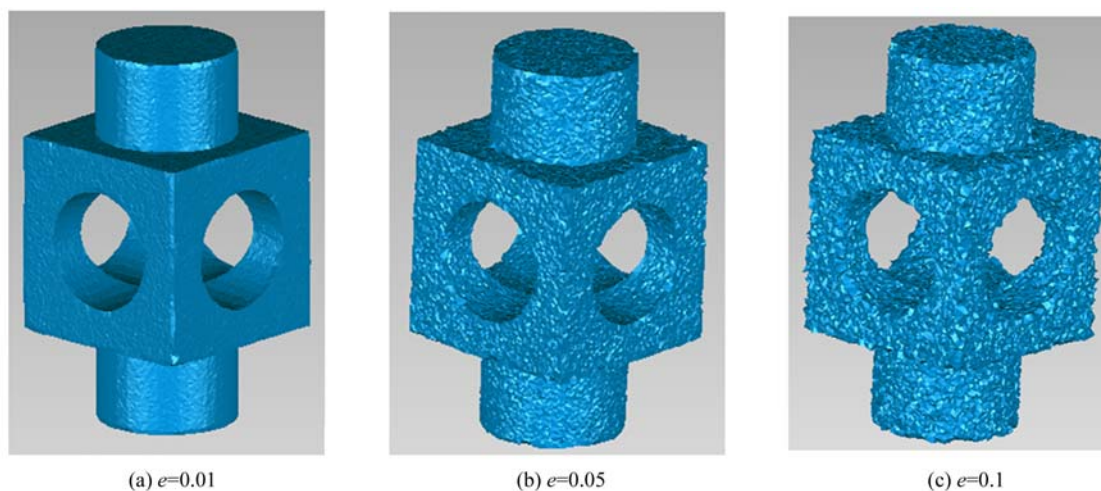


图 11 添加高斯噪声的点云重建结果

Fig. 11 Reconstruction of point cloud with Gaussian noise

## 5 结 论

本文主要研究尖锐特征曲面重建,提出了一种点-线-面递进式重建方法。依据当前点与其  $k$ -近邻点的欧氏距离、法向偏差和曲面变分,采用迭代加权法不断修正点云法向,修正后的准确法向与理论法向的最小偏差接近 0。依据点云准确法

向,采用法向聚类和平面对合法确保特征点筛选的准确性。依据特征点聚类和角点修复而生成的特征线,在特征区域和非特征区域分区重建得到最终的点云模型曲面。实验结果表明,相比于其他曲面重建算法,因为本文提取的特征点准确性高,故能够准确地重建出点云模型中的尖锐特征。但是本文算法对点云噪声比较敏感,下一步需要提高本文算法的抗噪性。

### 参考文献:

- [1] OHTAKE Y, BELYAEV A, ALEXA M, *et al.*. Multi-level partition of unity implicits[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3):463-470.
- [2] 李桂清, 马维银, 鲍虎军. 带尖锐特征的 Loop 细分曲面拟合系统[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2005, 17(6):1179-1185.
- LI G Q, MA W Y, BAO H J. Fitting system using Loop subdivision surfaces with sharp features[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2005, 17(6): 1179-1185. (in Chinese)
- [3] DEY T K, WANG L. Voronoi-based feature curves extraction for sampled singular surfaces[J]. *Computer and Graphics*, 2013, 37 (6): 659-668.
- [4] 李国俊. 基于 Delaunay 细化的散乱点云曲面重建研究[D]. 郑州: 信息工程大学, 2015.
- LI G J. *Research on surface reconstruction based on Delaunay refinement from scattered point clouds* [D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2015. (in Chinese)
- [5] GUMHOLD S, WAN X, MACLEOD R. Feature extraction from point clouds[C]. *Proceedings of the 10th International Meshing Roundtable, Berlin: Springer Press*, 2003;293-305.
- [6] PAULY M, KEISER R, GROSS M. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces[J]. *Computer Graphics Forum*, 2003, 22 (3): 281-289.
- [7] DANIELS J, HALK, OCHOTTA T, *et al.*. Robust smooth feature extraction from point clouds [J]. *IEEE International Conference on Shape Modeling and Applications 2007(SMI 07)*, 2007: 123-136.
- [8] MÉRIGOT Q, OVSJANIKOV M, GUIBAS L J. Voronoi-Based curvature and feature estimation from point clouds[J]. *IEEE Trans on Vis and Comput Graph*, 2011, 17(6): 743-756.
- [9] WEBER C, HAHMANN S, HAGEN H. Sharp feature detection in point clouds[C]. *IEEE International Conference on Shape Modeling and Application*, Boston, 2010.

- [10] 吾守尔·斯拉木,曹巨明. 一种新的散乱点云尖锐特征提取方法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(12): 1-5,73.  
WUSHOUR S, CAO J M. An extraction algorithm for sharp feature points from point clouds [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2012, 46(12): 1-5, 73. (in Chinese)
- [11] 王小超,刘秀平,李宝军,等. 基于局部重建的点云特征点提取[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(5): 659-665.  
WANG X CH, LIU X P, LI B J, *et al.*. Feature detection on point cloud via local reconstruction [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(5): 659-665. (in Chinese)
- [12] 李明磊,李广云,王力,等. 3D Hough Transform 在激光点云特征提取中的应用[J]. 测绘通报, 2015,(2): 29-33.  
LI M L, LI G Y, WANG L, *et al.*. Automatic feature detecting from point clouds using 3D Hough Transform[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2015, (2): 29-33. (in Chinese)
- [13] 梁栋,王红平,刘修国,等. 基于平面基元组的建筑物场景点云自动配准方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016,41(12): 1613-1618.  
LIANG D, WANG H P, LIU X G, *et al.*. Automatic registration of building's point clouds based on planar primitive groups[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016,41(12): 1613-1618. (in Chinese)
- [14] 李明磊,李广云,王力,等. 采用八叉树体素生长的点云平面提取[J]. 光学精密工程, 2018, 26(1): 172-183.  
LI M L, LI G Y, WANG L, *et al.* Planar feature extraction from unorganized point clouds using oct-tree voxel-based region growing[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(1): 172-183. (in Chinese)
- [15] 李国俊,李宗春,孙元超,等. 利用 Delaunay 细分进行噪声点云曲面重建[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017,42(1): 123-129.  
LI G J, LI Z CH, SUN Y CH, *et al.*. Using Delaunay refinement to reconstruct surface from point clouds[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(1):123-129. (in Chinese)
- [16] 何华,李宗春,闫荣鑫,等. 引入曲面变分实现点云法矢一致性调整[J]. 测绘学报, 2018,47(2): 275-280.  
HE H, LI Z CH, YAN R X, *et al.*. On the consistent normal vector adjustment of point cloud using surface variation[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(2): 275-280. (in Chinese)
- [17] 袁小翠,吴禄慎,陈华伟. 尖锐特征曲面散乱点云法向估计[J]. 光学精密工程, 2016, 24(10): 2581-2588.  
YUAN X C, WU L SH, CHEN H W. Normal estimation of scattered point cloud with sharp feature[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(10): 2581-2588. (in Chinese)
- [18] PAULY M, GROSS M, KOBBELT L P. Efficient simplification of point-sampled surfaces[J]. *Visualization*, 2002, 1(4): 163-170.
- [19] 邹冬. 点云模型的尖锐特征提取与分片分析[D]. 南京: 南京师范大学, 2012.  
ZHOU D. Sharp feature extraction and segmentation analysis for point cloud models [D]. Nanjing: Nanjing Normal University, 2012. (in Chinese)
- [20] HAN L, BANCROFT J C. Nearest approaches to multiple lines in n-dimensional space[R]. Calgary: CREWES, 2010.

#### 作者简介:



李宗春(1973—),男,山东日照人,教授,博士生导师,分别于1999年、2003年在解放军信息工程大学获得硕士、博士学位,主要从事精密工程测量方面的研究。E-mail: 13838092876 @ 139.com



何华(1992—),男,重庆梁平人,硕士,助教,分别于2015年、2018年在解放军信息工程大学获得学士、硕士学位,主要从事精密工程测量方面的研究。E-mail: 805648221@qq.com