

文章编号 1004-924X(2019)05-1218-11

## 基于曲率突变分析的点云特征线自动提取

陈华伟<sup>1\*</sup>, 袁小翠<sup>2</sup>, 吴禄慎<sup>3</sup>, 王晓辉<sup>3</sup>

(1. 贵州师范大学机电工程学院, 贵州 贵阳 550025; 2. 南昌工程学院江西省精密驱动与控制重点实验室, 江西 南昌 330099; 3. 南昌大学机电工程学院, 江西 南昌 330031)

**摘要:**点云特征线提取是点云模型重构的基础, 国内外对此从边缘检测、特征线跟踪和面域分析等方面展开了研究, 但由于存在模型多样性、点云数据噪声和不完整性、特征复杂性等问题, 看似简单的特征线自动化提取很难实现。从曲率突变点隐含了点云特征线这一论断出发, 借鉴图像处理中的区域分割和边缘检测思想, 提出了特征线提取中的聚类、细化、分段和排序方案。在具体实现中分别提出了基于连通区域聚类的备选点集分离算法, 基于局部影响区域腐蚀的点集细化算法, 以及基于组合搜索准则和主成分分析(PCA)双向搜索的特征线分支截断和排序算法。在对比实验中, 确定了算法关键参数曲率突变点比例  $\omega$  和方向夹角阈值  $\theta_T$  的推荐值, 并与类似算法对比能提取更多的特征点; 在模型实验中, 简单几何模型的特征线提取正确率达到了 100%, 复杂机械零件模型和艺术模型的特征线提取正确率均达到了 85% 以上, 取得了预想的棱线和特征轮廓线提取效果。算法具有通用性和可扩展性, 通过程序优化可获得更好的特征提取效果。

**关键词:**点云模型; 曲率突变; 特征线提取; 连通区域; 细化算法

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A doi:10.3788/OPE.20192705.1218

## Automatic point cloud feature-line extraction algorithm based on curvature-mutation analysis

CHEN Hua-wei<sup>1\*</sup>, YUAN Xiao-cui<sup>2</sup>, WU Lu-chen<sup>3</sup>, WANG Xiao-hui<sup>3</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China; 2. Jiangxi Key Lab of Precision Drive & Control, Nanchang Institute of technology, Nanchang 330099, China; 3. School of Mechanical and Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

\* Corresponding author, E-mail: chwei0130@126.com

**Abstract:** Point cloud feature-line extraction is the basis of point cloud model reconstruction. Globally, the research on feature-line extraction from point clouds has been conducted in terms of edge detection, feature line tracking, and surface analysis. However, this seemingly simple operation is actually difficult to realize because of problems such as varied models, point cloud noise and imperfection, and feature complexity. Starting from the assertion that curvature mutated points imply the feature line of a single point cloud, this study presented a clustering, refinement, segmentation, and sorting scheme for feature-line extraction. This scheme was based on the idea of regional segmentation and edge de-

收稿日期: 2018-10-23; 修订日期: 2018-12-14.

基金项目: 贵州师范大学博士科研启动项目资助(No. GZNU[2017]5 号)

tection in image processing. In the specific implementation of this scheme, this study proposed an alternative point set segmentation algorithm based on connection region clustering, a point set thinning algorithm based on locally influenced area corrosion, and a feature line branching truncation and sorting algorithm based on combinatorial search criteria and principal component analysis bidirectional search. Recommended values of the two key parameters, that was, curvature-mutated point ratio  $w$  and directional angle threshold  $\theta_T$ , were determined by conducting a comparative experiment. The proposed method could also extract a greater number of feature points as compared to the similar algorithm. The anticipated contour extraction effect was achieved through model experiments, in which the accuracy ratio of the feature-line extraction for models of simple geometry and complex mechanical parts, as well as artwork models, are 100% and 85%, respectively. The algorithm has the characteristics of generality and extendibility, thus enabling an improved feature extraction effect to be obtained through program improvement.

**Key words:** point cloud model; curvature mutation; feature line extraction; connection region; thinning algorithm

## 1 引言

特征线提取技术是数字几何处理、计算机可视化及逆向工程等领域中的一项重要研究内容。在三角网格模型和点云模型中,特征线是特征点的有序连接,可以很好地表达和识别 3D 模型的几何特征,改善几何处理中的性能,并广泛应用于面域分割、曲面重建和形状识别。

点云模型特征提取就是在保留反映几何模型形状的棱边、尖角、凸凹处和过渡光滑处的特征数据,这些特征信息表达了物体的外轮廓。部分学者从几何特征分析角度对特征线提取问题展开了研究。聂建辉<sup>[1]</sup>将符号曲面变化度作为区域增长限定条件,对潜在特征点进行区域分割并提取特征线。其曲面变化度的符号通过点云法向量与邻域重心方向向量的一致性得到,在强噪声的情况下会出现错误,进而导致特征线断裂和缺损。谢晓尧<sup>[2]</sup>提出了一种改进移动最小二乘的点云模型特征提取的算法,利用双向搜索方法实现边界特征线的提取。提取的特征线会产生一些缺陷,还需进一步优化。Ni<sup>[3]</sup>通过邻域几何属性分析(AGPN),结合随机采样一致性(RANSAC)和角间隙度量来检测边缘,然后通过边缘区域生长和模型拟合的混合方法跟踪特征线。该方法可靠性好,适用于验证复杂的人造物体和大规模的城市景点云数据。Demarsin<sup>[4]</sup>对局部邻域内法向量

变化大的点使用区域生长算法获得初始聚类,然后对不同聚类的边缘点云数据进行分割,并构造最小生成树得到封闭特征线,但该算法仅对均匀分布的数据有效。

几何特征检测算法遇到的最大障碍就是点云噪声和数据不完整的问题,为此,部分学者采用了一些新的计算指标或数学方法。李宝<sup>[5]</sup>提出了一种基于 RANSAC 的特征线提取算法。该算法对点云中的噪声、外点和数据缺失具有很强的鲁棒性,但只适用于具有平面特征的扫描点云数据。程效军<sup>[6]</sup>采用切片法和数学形态学提取点云的轮廓特征线,实验中还解决了“多环”切片的轮廓线提取问题。周明全<sup>[7]</sup>借用图像处理思想,使用拉普拉斯算子提取文物碎片表面的纹饰特征和断裂部位轮廓线,并采用线段拼接方式非均匀采样获得断裂轮廓线上的特征点,该算法无法处理光滑无纹饰特征的碎片模型。Liu<sup>[8]</sup>使用多尺度算子,检测靠近潜在特征线的特征点,通过检查特征点密度消除非特征点。该方法继承了多尺度算子的鲁棒性,可用于处理数据缺失的无组织噪声点云数据。Zhang<sup>[9]</sup>提出使用泊松分布的统计模型从点云中提取特征点,获取特征线的链接信息,采用 L1 中值重建点簇的几何形状,并根据链接信息完成最终的闭合特征线。该方法不需要任何先前的表面重建,并且很大程度上不受噪声点、邻域尺度或采样质量的影响。Nie<sup>[10]</sup>为提高对噪声

和不均匀采样的鲁棒性,构造了平滑收缩指数 (SSI),选择 SSI 值大于阈值的点作为潜在特征点,采用双边滤波算法迭代消减潜在特征点来获得最终特征点。Park<sup>[11]</sup>提出了基于张量投票理论的新方法,从非结构化点云中提取出可能包含随机噪声、异常值和伪像的尖锐特征,该方法提高了输入模型的噪声灵敏度和尺度依赖性,并且具有较好的鲁棒性。Mark<sup>[12]</sup>对邻域点集使用主成分分析,获得点沿特征方向的邻域,再通过对面误差分析获得较优的邻域大小,然后以邻域为尺度参数,构建了离散多尺度分类算子,从而提高特征检测的可靠性和对噪声的健壮性。

曲率是点云模型特征识别的重要依据,几何模型在表面棱线、过渡边处为  $C^0$  或  $C^1$  连续,具有曲率突变的数学特性。事实上,曲率突变区域隐含了模型的特征线或过渡区域,对点云模型而言,通过对曲率突变点的分析就能够达到提取特征线及过渡区域的目的。刘倩<sup>[13]</sup>提出一种基于高斯映射和曲率值分析的尖锐特征线提取算法。算法中对点云数据进行离散高斯映射,并将映射点集聚类,根据聚类结果和曲率值分析进行特征点判断。该算法简单易于实现,运行效率较高,但该方法只适用于封闭模型的尖锐特征边提取,无法提取模型的细节特征。张文景<sup>[14]</sup>提出了基于曲率提取轮廓特征点的方法。在以轮廓点为中心的支撑区域内定义曲率角,并根据定义的曲率角及曲率符号,采用简单的模糊匹配技术,提取出候选的轮廓特征点。余飞祥<sup>[15]</sup>提出一种基于扫描线点云的边界特征提取方法。该方法在特征点的邻域搜索中将点沿扫描线排序,通过点的离散曲率来区分面上点和边界点,使用表面和侧面上的点分别拟合直线,将直线的交点作为特征点。Altantsetseg<sup>[16]</sup>使用曲率加权拉普拉斯算法的平滑方法对潜在特征点进行稀疏化,以寻求实际特征点。Wang<sup>[17]</sup>提出了一种基于数据引力来提取 3D 网络上特征点的方法。在该方法中选择具有最大高斯曲率的点作为初始特征点集。Tsuchie<sup>[18]</sup>提出一种法向量张量框架(Normal tensor framework),沿着跟踪主方向上的曲率变化,既能提取  $C^0$  连续的尖锐特征边,又能提取  $C^1$  连续的倒角边和

凹凸区域交界线。

模型本身具有的多样性和复杂性,以及点云模型的数据离散性、不完整性和噪声等问题也为特征线的提取带来了更多挑战。现有方法通常会有一些未连接的特征线,使得难以根据这些特征线对模型进行区域分割或网格划分;此外,有些过渡特征线是开曲线,过度强调其闭合特性并不能求取所有特征线。对此,本文以机械零件点云模型为主要研究对象,借鉴数字图像处理中的区域分割和边缘检测思想,提出基于曲率突变点的模型特征线提取方案,其主要步骤有:

(1)使用曲率法,抽取部分曲率突变点作为特征线识别的备选点集;

(2)对备选点集进行聚类分析,根据区域连续性分离点集;

(3)对区域点集做细化或包裹处理,提取特征线或过渡区域;

(4)对特征线或过渡区做连续性和完整性处理,拟合输出特征曲线和过渡面。

## 2 曲率突变点的区域连通聚类

### 2.1 曲率突变点的判断

对曲面而言,曲率变化越大,则该处越不光滑。在点云处理中,如果将曲率变化大的点视为曲率突变点,则可以通过曲率突变点搜索识别出特征曲线或区域。使用课题中优先采纳的四次曲面法及 Weingarten 矩阵<sup>[19,20]</sup>求解离散点云曲率,然后使用比例法获得曲率突变点。

设定突变点的比例  $\omega$ (本文设定范围在 10%~20%),则突变点数为  $N' = N\omega$ ,  $N$  为点集总数,对各点的平均曲率由大到小排序,则排序后点集的前  $N'$  个点为曲率突变点。

### 2.2 曲率突变点的聚类分析

对曲率突变点进行聚类分析旨在实现点集分离,确保属于不同区域的点集归为不同的聚类。根据区域连通原理,将连通的点集归为一类,同时分离不连通的点集,即可达到初步聚类的目的。连通性在点云模型中表现为邻域连续性,从整体模型看,连通点集的邻域是连续的,非连通点集的邻域不连续。

设初始点集  $CP = \{P_i, i = 0, 1, \dots, N\}$ , 邻域结构体为  $Neib$ , 突变点集  $CP' = \{P_j, j = 0, 1, \dots, M\}$ , 邻域结构体为  $Neib'$ 。为了便于叙述, 分别将  $Neib$  和  $Neib'$  称为全局邻域和突变邻域。则对两点的连通性有如下判断准则:

$P_i, P_j \in CP' \in CP$ , 如果  $P_j \in Neib_i' \cup Neib_i$ , 则  $P_j$  连通与  $P_i$ 。

即对当前点  $P_i$ , 对其突变邻域中的一点  $P_j$  进行考察, 如果  $P_j$  同时也在  $P_i$  的全局邻域中, 则认为  $P_j$  与  $P_i$  两点连通。否则, 说明两点局部相邻, 但是全局不相邻, 则认为两点分离。

基于图像处理中的连通区域标记理论, 实现了点云曲率突变点的聚类分析, 聚类过程封装于 RegionConnection 函数(算法 1), 其主要步骤是:

- (1) 当前点  $P_i$  加入当前连通区域  $C_{current\ cluster}$ ;
- (2) 采用上述连通性判断准则, 对  $P_i$  的局部邻域点  $P_j$  进行全局连通性判断, 如果两者全局相邻, 则两者连通;
- (3) 判断  $P_j$  是否已追加至其它连通区域  $C_{used\ cluster}$ , 如果是, 则合并区域  $C_{current\ cluster}$  和  $C_{used\ cluster}$ ;
- (4) 否则, 将  $P_j$  直接加入当前连通区域  $C_{current\ cluster}$ 。

### 3 基于图像腐蚀的特征线细化处理

区域连通聚类只是对曲率突变点进行了初步划分, 并未改变曲率突变点的数目, 各聚类中的点集仍保留了聚类前的分布状态。每个聚类中特征点的提取应根据该聚类的分布特点有区别地处理, 本文将聚类分为以下三种类型:

(1) 线状: 此类点集位于  $C^0$  连续的尖锐特征, 如棱线和交线处, 聚类中蕴含的是线状特征。可采用腐蚀或骨架提取等细化方法提取线状特征点。

(2) 片状: 此类点集位于  $C^1$  连续的过渡特征, 如倒角处, 聚类具有一定的面积, 蕴含的是过渡曲面特征。可采用边界搜索法提取聚类边界点。如果设定较低的突变点比例  $\omega$ , 就可以保证原突变点集中只会包含  $C^1$  连续的线状点, 而不会出现片状点集。

(3) 散乱形: 此类点集一般属于模型噪声, 应通过去噪或平滑等预处理预先去除。

点云模型的主要特征线均以线状点云呈现, 本文关注于线状点云中特征点的细化提取方法, 该方法也适用于片状点云的骨架或中心线提取。

基于图像腐蚀和膨胀原理, 可以对线状点云进行特征分析<sup>[21]</sup>。对线状点云采用逐点腐蚀法做进一步的细化处理, 腐蚀模板构造如下:

- (1) 基于当前点及其邻域, 构造搜索方向和局部坐标系;
- (2) 在当前点及邻域内构造局部影响区域;
- (3) 影响区域内的点置为无效点(腐蚀)。

#### 3.1 构造搜索方向

从当前点出发, 需要在其邻域范围内构造下一个特征点的搜索方向。为了便于叙述, 文中给出两种搜索方向的构造方法:

- (1)  $D_1$ , 邻域点集的主成分分析(PCA)的主轴方向;
- (2)  $D_2$ , 两点连线方向。

初始状态下, 当前点处没有可参考的搜索方向, 可选用  $D_1$  方向, 在搜索到新点的情况下, 即可构造  $D_2$  方向, 用于下一次搜索。

#### 3.2 定义搜索准则

图 1(a)~图 1(b)所示  $v_c$  为当前点  $v_b$  的邻域点集重心,  $axis$  为邻域主轴。对邻域内任意点  $v_i, v_j$  在  $axis$  上投影点为  $v_i', v_j'$ , 记  $v_c v_i$  与  $axis$  正角夹角  $\theta_i = \angle v_c v_i axis$ 。图 1(c)~图 1(d)分别表示了用于定义搜索准则的三角距离和相邻方向夹角。

对当前点及其领域的搜索准则定义如下:

- (1)  $T_1 = \min(|v_i v_c| + |v_j v_i'|)$ , 为三角距离最小准则;
- (2)  $T_2 = \min(\theta_i)$ , 称为相邻方向夹角最小, 即方向一致性准则;
- (3)  $T_3(\theta): \theta_i < \theta_T$ , 称为夹角阈值准则, 其中  $\theta_T$  为夹角阈值;
- (4)  $T_{ij} = T_i \& T_j, i, j = 1, 2, 3$ , 为组合准则。

如图 1(c)所示, 对  $v_i$  点,  $d_i = |v_i v_c| + |v_i v_i'|$ , 对  $v_j$  点,  $d_j = |v_j v_c| + |v_j v_j'|$ , 显然有  $d_j < d_i$ , 使用  $T_1$  准则时  $v_j$  为优先搜索点。但此时  $v_j$  与搜索方向( $axis$ )角度偏差又太大, 不能保证搜索方向的一致性, 因此单纯使用  $T_1$  准则并不合适。

如图 1(d)所示,  $\theta_j < \theta_i$ , 使用  $T_2$  或  $T_3$  准则时  $v_j$  为优先搜索点, 可见,  $T_2$  或  $T_3$  准则能很好地保

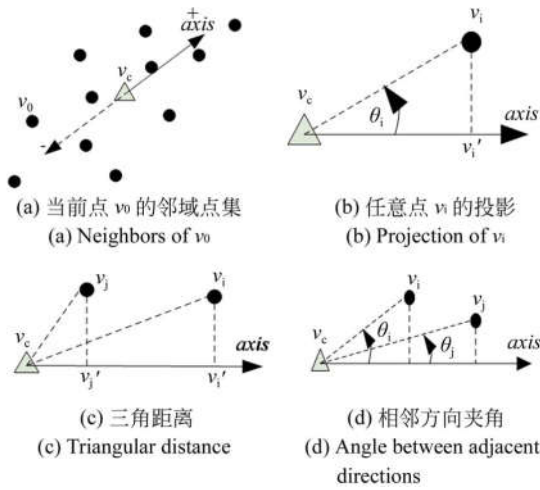


图 1 特征点搜索准则  
Fig. 1 Search rule of feature points

证搜索点与搜索方向的一致性。但此时  $v_j$  与  $v_i$  的距离又太大,即加大了搜索步长或者跨度,这虽然能够有效提高了搜索速度,但同时会引起尖角或转折区域的平滑问题。因此,在细节搜索中,不能单纯使用  $T_2$  或  $T_3$  准则。当  $\theta_T$  很小时,搜索将趋于线性化,这将导致不连续的特征线;而过大的  $\theta_T$  值则会导致特征线的平滑。本文实验中,将  $\theta_T$  值推荐设定在  $20^\circ \sim 30^\circ$  范围。

综合以上分析,一般采用组合准则,以确保特征点搜索的方向一致性和步长合理性。

### 3.3 建立局部坐标系

已知两点  $v_0$  和  $v_1$ ,以  $(v_0, v_1)$  为  $Z$  轴构造点的局部坐标系。

记  $X$  轴和  $Z$  轴向量分别为  $\mathbf{X}(x_x, y_x, z_x)$  和  $\mathbf{Z}(x_z, y_z, z_z)$ ,则有以下联立方程式:

$$\begin{cases} (x_x, y_x, z_x) \cdot (x_z, y_z, z_z) = 0 \\ x_x^2 + y_x^2 + z_x^2 = 1 \\ z_x = 0 \end{cases}$$

这 3 个等式分别表示:  $X$  轴与  $Z$  轴垂直,  $X$  轴归一化为单位向量,  $X$  轴的  $z$  坐标分量为 0。通过方程七届可得  $X$  轴的向量表示:  $\mathbf{X} = (\pm y_z/h, \mp x_z/h, 0)$ , 其中  $h = \sqrt{x_z^2 + y_z^2}$ 。如果不考虑  $\mathbf{X}$  是否为单位向量,则  $X$  轴可简单表示为  $\mathbf{X} = (\pm y_z, \mp x_z, 0)$ 。但是,当  $x_z = y_z = 0$  即局部坐标系  $Z$  轴与全局坐标系  $Z$  轴平行时,会出现  $h = 0$  的情况,此时,可改变条件 3),令  $y_z = 0$ ,则推算结果为  $\mathbf{X} = (\pm z_z/h, 0, \mp x_z/h)$ 。

$Y$  轴向量由  $\mathbf{Z}$  和  $\mathbf{X}$  向量叉乘求得:  $\mathbf{Y} = \mathbf{Z} \times \mathbf{X}$ 。

### 3.4 构造影响区域

局部坐标系确立后,就可以在当前邻域内构造影响区域。设定影响区域的目的是:当搜索到下一特征点后,将区域内的点全部置为无效点,防止搜索程序重入已搜索区域,造成特征线的平行靠近、交叉或缠绕(图 2)。



图 2 特征线的平行靠近、交叉和缠绕  
Fig. 2 Parallel, intersection and intertwine of feature lines

根据影响范围的大小,影响区域一般可设为平行平面、球、圆柱或椭球等类型。直观地看,这几种区域类型的影响范围依次递减。前两种和后两种影响区域类型分别代表了各向同性和各向异性的搜索方向。图 3(a)示意了平行平面和球面影响区域,图 3(b)为圆柱影响区域,椭球面影响区域构造与球面和柱面类似。图中点集为当前点  $v_0$  的邻域点集,  $P_{center}$  为点集重心,  $z$  为 PCA 主轴,  $P_{idx\_next}$  为按搜索准则  $T_2$  确定的搜索点,  $r$  为  $P_{center}$  和  $P_{idx\_next}$  之间的距离。

这四类影响区域的构造要点和点是否在影响区域内的判断条件如下:

#### (1) 平行平面

分别在  $P_{center}$  和  $P_{idx\_next}$  处构造法向与  $z$  轴一致的平面  $pl_0$  和  $pl_1$ ,影响区域为  $pl_0$  和  $pl_1$  区间。任意点  $v_i$  在区间内的判断条件为  $v_i$  在  $pl_0$  右侧,并在  $pl_1$  左侧;

#### (2) 球

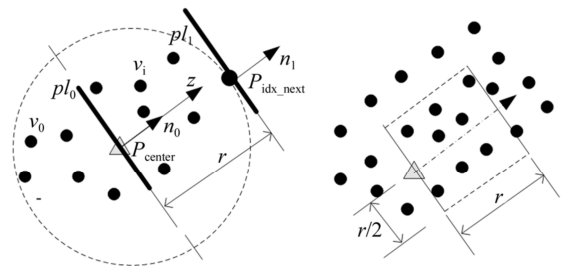


图 3 影响区域的构造  
Fig. 3 Construction of influenced area (IA)

图 3 影响区域的构造  
Fig. 3 Construction of influenced area (IA)

在  $P_{center}$  处构造半径为  $r$  的球,则任意点  $v_i$  在球内的判断条件为:  $x^2 + y^2 + z^2 < r^2$ ;

### (3) 圆柱

在  $P_{center}$  和  $P_{idx\_next}$  之间构造高为  $r$ , 半径为  $r/2$  的圆柱,则任意点  $v_i$  在圆柱内的判断条件为:  $x^2 + y^2 < (r/2)^2 \&\& 0 < z < r$ ;

### (4) 椭球

在  $P_{center}$  处构造以  $z$  轴为长轴,长半轴  $c=r$ , 两个短半轴  $a=b=r/2$  的椭球,则任意点  $v_i$  在椭球内的判断条件为:  $x^2/a^2 + y^2/b^2 + z^2/c^2 < 1$ 。

此外,还可以根据应用需要,对平行平面和圆柱面影响区域,还可以设定只构造  $z$  轴正向半空间,或者正负向全空间。如果限定为正向半空间,则还需要附加  $RightSideOfPlane(v_i, p_{l_0})$  条件。

上述影响区域在  $P_{center}$  处的局部坐标系下构造,构造时只需要参数  $r$ ,判断时输入点  $v_i$  即可,判断过程封装于函数  $IfInAffectedArea(v_i, r)$ 。

## 3.5 细化算法

通过对影响区域内点腐蚀的方法,即可实现特征线细化。相关过程封装于  $FeatureClusterThinning$  函数(算法2),主要步骤如下:

(1) 以一个聚类为输入,构造局部邻域结构体;

(2) 以聚类中的每个点为当前点,在其局部邻域内构造搜索方向  $D$ 。当邻域内存在已标记的特征点,即已识别的细化点时,使用  $D_2$  搜索方向;否则使用  $D_1$  方向;

(3) 基于搜索方向  $D$ ,使用组合规则  $T_{13}$  搜索下一特征点;

(4) 如果有满足搜索条件的点,将该点标记为细化点存入;否则转(2),从下一个聚类点开始新的细化工作;

(5) 找到细化点后,在当前点至细化点的影响区域内,施加腐蚀操作,将被腐蚀点置为无效点。然后转(2),直至遍历完聚类中的每个点。

## 4 组合规则下的特征线分支截断和排序

细化处理后的点集仍为连通状态,这将使特征线之间相互连接,如图4所示。为了获得实际的特征线点集,还需要对细化后的点集做打断和排序处理:

(1) 打断连通点集,获得分支特征线。图4所

示的分支线路由连通点集构成,主线路(实线)和分支线路(虚线),以及多线路,分属于不同的特征线,应在分叉处截断才能求到独立的特征线。

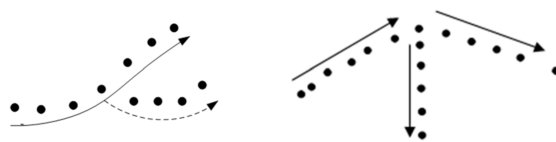


图4 分叉特征线点集

Fig. 4 Point set of branch feature lines

(2) 特征线点集排序。特征线点集只有在排序之后才能拟合特征曲线,理想的情况是,在截断特征线的同时对点集进行排序。

本文采用PCA双向搜索法同时解决分支特征线的截断和排序问题,程序伪代码见算法3:

(1) 正向搜索。任选起始点,获取局部(邻域)区域主轴方向  $D_1$ ,以一定准则  $T$  沿  $D_1$  方向搜索下一曲率突变点;然后以新曲率突变点为当前对象,进行连续搜索;当未搜索到符合准则  $T$  的点时,退出搜索。

(2) 返回起始点,进行反向搜索。任选的起始点可能是特征线的中间点,必须进行双向搜索才能获得完整的特征线点集。

为了有效分离连通点集,本文使用组合准则。使用了  $T_3(\theta_T)$  准则,即限定下一点与当前点构成的向量与当前搜索方向夹角在  $\theta_T$  范围内,以此保证沿着连续的方向搜索特征点。反之,超过这一范围的点则认为是分支特征线上的点,将在分支线上完成搜索。文中对直线和曲线类特征点采用不同的搜索策略:

(1) 对直线型特征点,程序内置  $\theta_T=5^\circ$  阈值,并使用  $T_2$  准则,确保对直线特征点的大步长搜索;

(2) 一般情况下,设定参数  $\theta_T=20^\circ\sim 30^\circ$ ,并使用  $T_1$  准则,提取曲线特征点。

## 5 实验

在 Visual Studio 和 OpenGL 开发平台下实现了上述算法,算法主要涉及曲率突变点比例  $\omega$  和方向夹角阈值  $\theta_T$  两个参数,实验中统一设定  $\omega=0.2$ ,方向夹角阈值  $\theta_T=20^\circ$  或  $30^\circ$ ,模型点数用  $N$  表示。图5为对比实验(彩图见期刊电子版),

对主控参数  $\theta_1=20^\circ$  和  $\theta_1=30^\circ$  的特征线提取结果进行对比。显然,当  $\theta_1=20^\circ$  时,模型 1 和模型 2

中特征线均趋于直线,模型 2 中的部分曲线分段成了不连续直线。

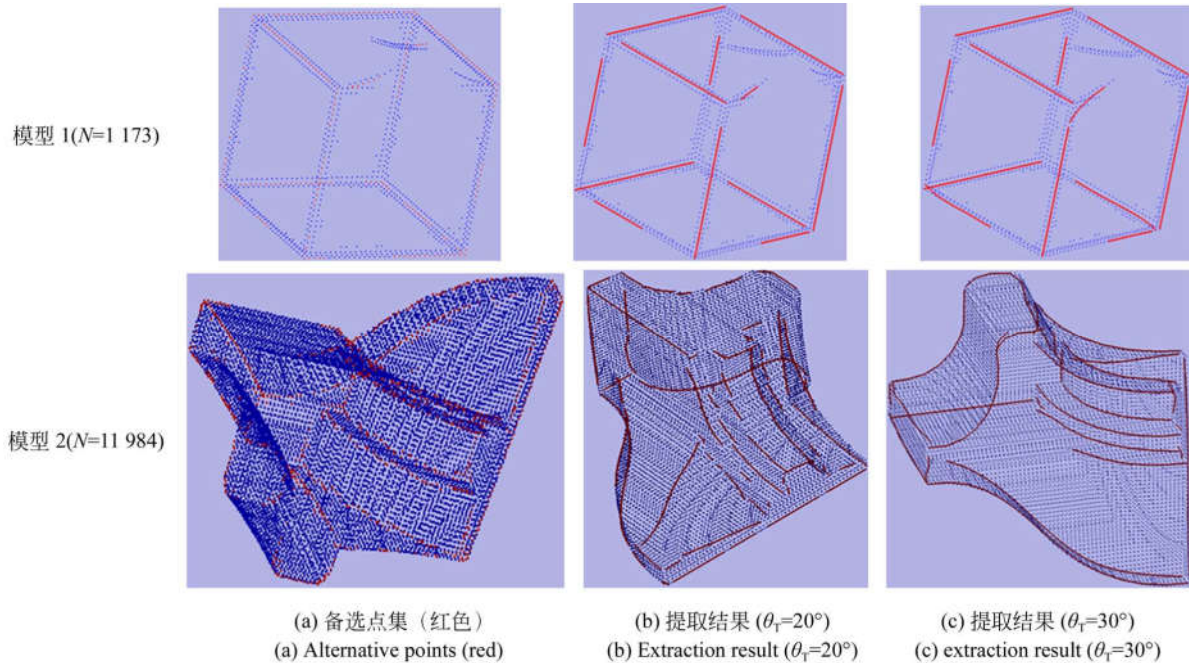


图 5 对比实验

Fig. 5 Contrast experiment

图 6 为应用文献<sup>[12]</sup>方法和本文算法对点云模型进行特征提取的对比结果。(a)~(d), (i)~(j)为文献<sup>[12]</sup>方法提取特征结果,(e)~(h), (k)~(l)为本文方法提取特征结果;(a, b, e, f, i, k)为特征点提取结果,(c, d, g, h, j, l)为特征线拟合结果。在未考虑噪声影响的情况下,不论是从提取的特征点,还是拟合的特征线结果来

看,本文方法都能更多地提取点云模型的特征信息,而文献<sup>[12]</sup>方法则存在丢失细节特征的情况。在 CPU Intel Core i5 2.6 GHz 处理器和 8 G 内存测试环境下,两种方法的特征提取时效参数如表 1 所示。其中,本文算法特征点提取未包含曲率计算时间,特征线生成方法采用 NURBS 曲线拟合。

表 1 特征提取时间参数对比

Tab. 1 Time parameters comparison of feature extraction

Model	Pauly method			Proposed method		
	Num. - Fea. points	Time - Fea. point/s	Time - Fea. line/s	Num. - Fea. points	Time - Fea. point/s	Time - Fea. line/s
Model 2	1 402	0.545	0.030	2 324	0.436	0.021
Model 3	3 999	1.318	0.041	7 198	1.128	0.033

图 7 给出了其他模型实验结果(彩图见期刊电子版)。模型 3~5 为平面和圆柱面组成的简单模型,实验结果中平面与平面交线以及平面与柱面截交线均正确提取;模型 6~9 为几种典型的汽车模具零件模型,实验结果中提取了主要棱线、凸

起或凹陷工作面轮廓和部分特征孔的轮廓线,但是部分曲线存在断裂现象,一些小的特征孔轮廓提取不完整,这主要是由曲率估算误差以及设置了不合理的曲率突变比例  $\omega$  造成;此外,还对自然造型的花瓶内外层点云模型(模型 10)进行了

实验,实验结果中能够提取内外扭曲造型曲线和瓶口瓶底曲线,但是有曲线断裂和不完整的现象。上述模型实验中,简单几何模型(模型 3~5)的特

征线提取正确率达到了 100%,复杂机械零件模型(模型 6~9)和花瓶模型(模型 10)的特征线提取正确率均达到了 85%以上。

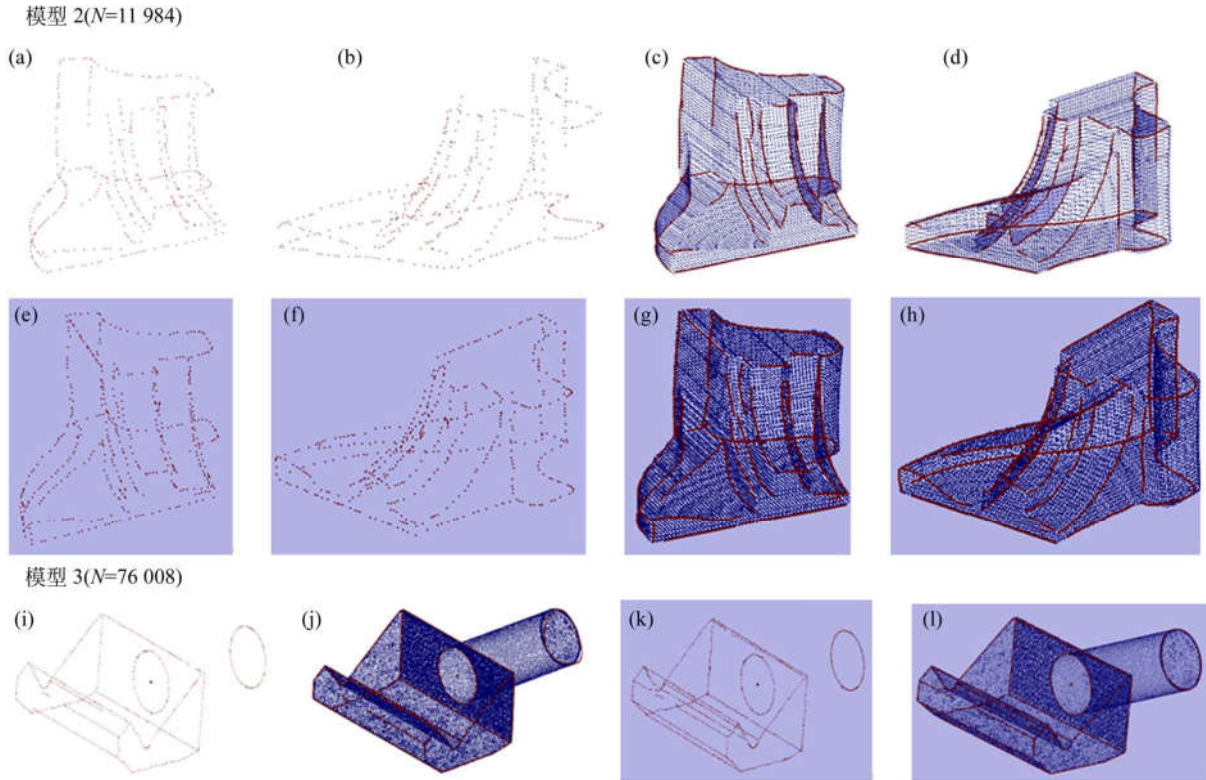
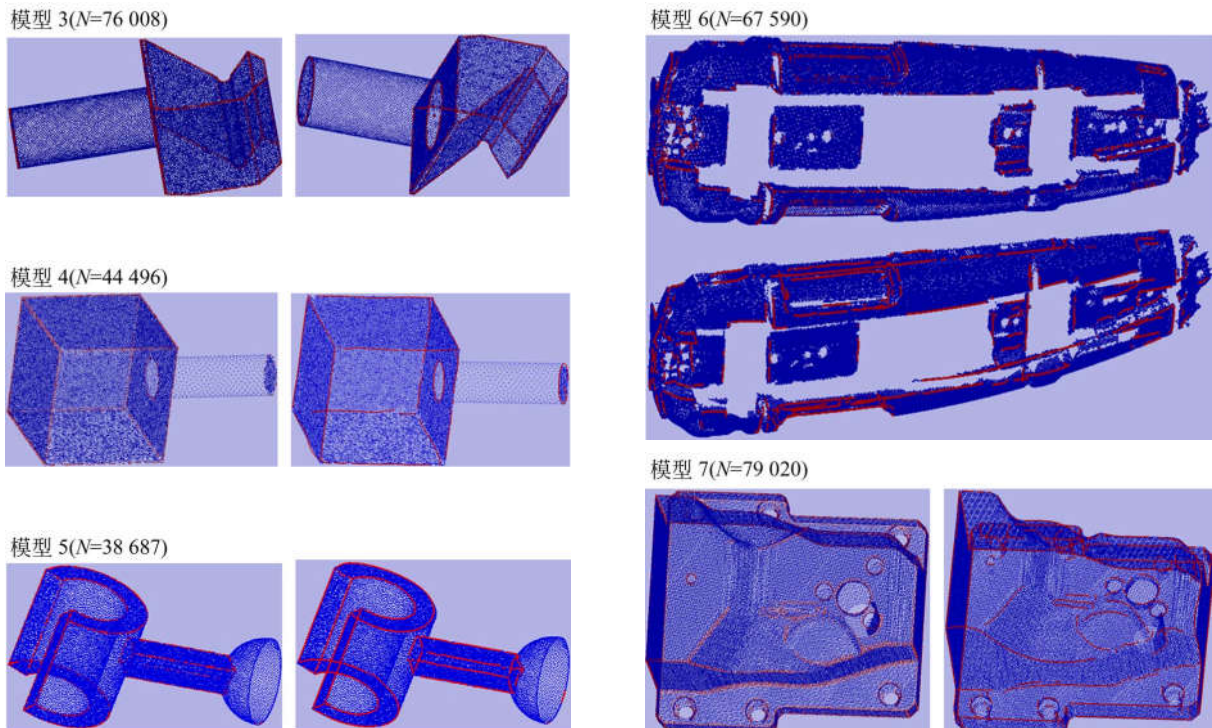


图 6 不同模型在文献<sup>[12]</sup>方法和本文方法下的特征提取效果对比

Fig. 6 Comparison of feature extraction result between proposed method and reference<sup>[12]</sup>



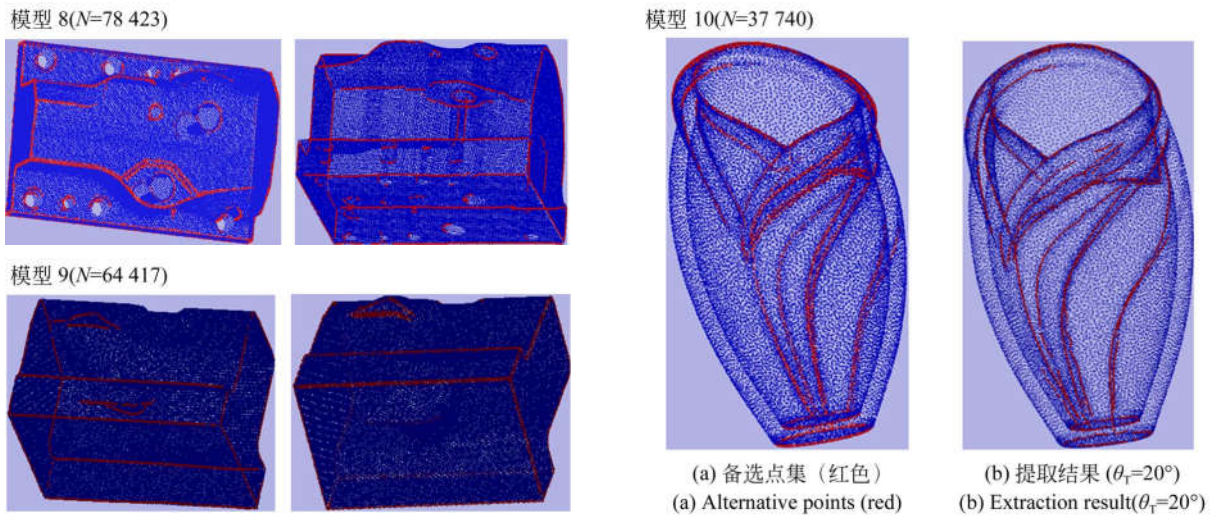


图 7 其他模型实验

Fig. 7 Experiment of other models

## 6 结 论

算法基于曲率突变分析提取了点云特征线,并在程序设计中抽取了影响特征线提取的两个关键参数曲率突变点比例  $\omega$  和方向夹角阈值  $\theta_T$ ,通过实验分析给出了推荐值,分别为  $\omega=0.2$ ,  $\theta_T=20^\circ$  或  $\theta_T=30^\circ$ 。通过简单几何模型、复杂机械零件模型和艺术品点云模型实验,获得了棱线和特征轮廓线提取正确率达到 85% 以上的结果。

为了叙述方便,文中通过算法 1~3 分步实现了特征线提取的聚类、细化、打断和排序过程,事实上,在聚类的时候就可以完成特征线的细化和分段排序,这些步骤可以合并为一个算法实现。算法在少部分的曲率突变点基础上展开,并通过

影响区域腐蚀法去除非特征点,这些做法均有效提高了算法速度;多重搜索规则的灵活应用,以及主控参数  $\theta_T$  的推荐设置,极大地提高了算法实效。算法具有一定的通用性和可扩展性,但是考虑到模型的多样性和复杂性,算法性能提高工作可从以下几个方面入手:

(1)文中只考虑到了直线型特征的大步长搜索,为了更准确地反应特征线走向,还应根据历史搜索预测下一步搜索方向;

(2)进一步加强后置处理,实现不连续或不完整特征线的缝合。可以通过增大夹角一致性参数  $\theta_T$  以提高平滑度,以及扩大突变点比例  $\omega$  以增大备选点集密度的方法解决。为了不影响搜索速度,只需要在不连续或不完整特征点附近扩大备选点集。

## 参考文献:

- [1] 聂建辉,刘焯,高浩,等. 基于符号曲面变化度与特征分区的点云特征线提取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2015,(12):2332-2339.  
NIE J H, LIU Y, GAO H, *et al.*. Feature line detection from point cloud based on signed surface variation and region segmentation [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(12): 2332-2339. (in Chinese)
- [2] 谢晓尧,葛邵飞. 基于 MLS 点云模型特征的提取

算法[J]. 沈阳工业大学学报,2014,(3):308-315.  
XIE X R, GE S F. Feature extraction algorithm for point cloud model based on MLS [J]. *Journal of Shenyang University of Technology*, 2014, (3): 308-315. (in Chinese)

- [3] NI H, LIU X, NING X, *et al.*. Edge detection and feature line tracing in 3D-point clouds by analyzing geometric properties of neighborhoods [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(9): 710.
- [4] DEMARSIN K, VANDERSTRAETEN D, VOLODINE T, *et al.*. Detection of closed sharp edges in point clouds using normal estimation and graph the-

- ory [J]. *CAD Computer Aided Design*, 2007, 39 (4): 276-283.
- [5] 李宝,程志全,党岗,等. 一种基于RANSAC的点云特征线提取算法[J]. *计算机工程与科学*, 2013, (2): 147-153.
- LI B, CHENG ZH Q, DANG G, *et al.*. A RANSAC-based line features detection algorithm for point clouds [J]. *Computer Engineering & Science*, 2013, (2): 147-153. (in Chinese)
- [6] 程效军,方芳. 基于形态学的散乱点云轮廓特征线提取[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2014, 42 (1): 1738-1743.
- CHENG X J, FANG F. Morphology-based scattered point cloud contour extraction [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2014, 42 (1): 1738-1743. (in Chinese)
- [7] 周明全,袁洁,耿国华,等. 基于轮廓线特征点的交互式文物拼接[J]. *光学精密工程*, 2017, 25 (6): 1597-1606.
- ZHOU M Q, YUAN J, GENG G H, *et al.*. Interactive reassembly of fractured fragments based on feature points of contour line[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(6): 1597-1606. (in Chinese)
- [8] LIU X, JIN C. Feature line extraction from unorganized noisy point clouds [J]. *Journal of Computational Information Systems*, 2014, 10(8): 3503-3510.
- [9] ZHANG Y, GENG G, WEI X, *et al.*. A statistical approach for extraction of feature lines from point clouds [J]. *Computers and Graphics (Pergamon)*, 2016, 56: 31-45.
- [10] NIE J H. Extracting feature lines from point clouds based on smooth shrink and iterative thinning [J]. *Graphical Models*, 2016, (84): 38-49.
- [11] PARK M K, LEE S J, LEE K H. Multi-scale tensor voting for feature extraction from unstructured point clouds [J]. *Graphical Models*, 2012, 74 (4): 197-208.
- [12] MARK P, RICHARD K, MARKUS G. Multi-scale feature extraction on point-sampled surfaces [J]. *Computer Graphics Forum*, 2010, 22(3): 281-289.
- [13] 刘倩,耿国华,周明全,等. 基于三维点云模型的特征线提取算法[J]. *计算机应用研究*, 2013, (3): 933-937.
- LIU Q, GENG G H, ZHOU M Q, *et al.*. Algorithm for feature line extraction based on 3D point cloud models [J]. *Application Research of Computers*, 2013, (03): 933-937. (in Chinese)
- [14] 张文景,许晓鸣,丁国骏,等. 一种基于曲率提取轮廓特征点的方法[J]. *上海交通大学学报*, 1999 (5): 86-89.
- ZHANG W J, XU X M, TING G J, *et al.*. Approach to extract feature points on boundary based on curvature [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 1999(5): 86-89. (in Chinese)
- [15] 余飞祥,黄翔,李流杲. 基于扫描线点云的飞机蒙皮边界特征提取[J]. *计算机集成制造系统*, 2017, 23(4): 701-707.
- YU F X, HUANG X, LI S G, *et al.*. Aircraft skin boundary extraction based on scan line point cloud [J]. *Computer Integrated Manufacturing System*, 2017, 23(4): 701-707. (in Chinese)
- [16] ALTANTSETSEG E, MURAKI Y, MATSUYAMA K, *et al.*. Feature line extraction from unorganized noisy point clouds using truncated Fourier series [J]. *Visual Computer*, 2013, 29 (6-8): 617-626.
- [17] WANG C, KANG D, ZHAO X, *et al.*. Extraction of feature points on 3D meshes through data gravitation [C]. *Intelligent Computing Theories and Application: 12th International Conference, ICIC 2016, Lanzhou, China, August 2-5, 2016, Proceedings, Part II*[M]. Springer International Publishing, 2016, 601-612.
- [18] TSUCHIE S, HIGASHI M. Extraction of surface-feature lines on meshes using normal tensor framework [J]. *Computer-Aided Design and Applications*, 2014, 11(2): 172-181.
- [19] 张雨禾,耿国华,魏潇然. 散乱点云谷脊特征提取[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(1): 310-318.
- ZHANG Y H, GENG G H, WEI X R. Valley-ridge feature extraction from point clouds [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(1): 310-318. (in Chinese)
- [20] 袁小翠,陈华伟. 点云模型特征面分割与识别[J]. *计算机工程*, 2018, 44(11): 245-250.
- YUAN X C, CHEN H W. Feature surface segmentation and recognition for scattered point cloud [J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(11): 245-250. (in Chinese)
- [21] 王鹏,杨文超,孙长库,等. 舌面彩色三维点云的

舌体分割及舌裂纹提取[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(S1): S117004.

WANG P, YANG W C, SHUN C K, *et al.*.

Tongue segmentation and crack extraction of tongue 3D color point cloud [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(S1): S117004. (in Chinese)

作者简介:



陈华伟(1977—),男,湖北当阳人,博士后,副教授,分别于2002年和2011年获得北京理工大学硕士和博士学位,主要从事数字化设计与制造、图像处理方面的研究。E-mail: chwei0130@126.com



袁小翠(1988—),女,江西抚州人,博士,讲师,2010年于南昌航空大学获得学士学位,2016年于南昌大学获得博士学位,主要从事图像处理与逆向工程研究。E-mail: yuanxc2012@163.com