

点云模型特征面分割与识别方法

袁小翠¹, 陈华伟²

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

摘要: 针对点云模型分割和特征面识别速度慢、准确性差的问题, 提出基于连通区域标记和统计法的散乱点云特征面分割与识别方法。通过估算点云法矢与点云曲率, 给出零值固定曲率归一化方法。基于曲率对点云初始聚类, 采用连通区域标记法分割点云, 进而利用统计法判断点云所属特征类型曲面。实验结果表明, 在以规则曲面为主的机械零件特征曲面分割和识别应用中, 该方法能够满足中小型规模的点云处理需求。

关键词: 点云分割; 法矢估计; 曲率估算; 曲面识别; 特征曲面

中文引用格式: 袁小翠, 陈华伟. 点云模型特征面分割与识别方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(11): 245-250.

英文引用格式: YUAN Xiaocui, CHEN Huawei. Feature surface segmentation and recognition method for point cloud model[J]. Computer Engineering, 2018, 44(11): 245-250.

Feature Surface Segmentation and Recognition Method for Point Cloud Model

YUAN Xiaocui¹, CHEN Huawei²

(1. Jiangxi Province Key Laboratory of Precision Drive and Control, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China;
2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] Aiming at the problem of slow speed and poor accuracy of model segmentation and feature surface recognition, a point cloud segmentation and surface recognition method based on connected component labeling and probabilistic method is proposed. A zero-value fixed curvature normalization method is proposed by estimating the curvature of the point cloud and the curvature of the point cloud. Based on the initial clustering of curvature on the point cloud, the connected region marker method is used to segment the point cloud, and then the statistical method is used to judge the feature type surface of the point cloud. Experimental results show that the proposed method can meet the demand for processing small and medium size point clouds in the segmentation and application of feature surface of mechanical parts based on regular surfaces.

[Key words] point cloud segmentation; normal estimation; curvature calculation; surface recognition; feature surface
DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0048700

0 概述

在逆向工程应用领域, 重建的产品外形比较复杂, 由多个连续性或种类不同的特征面按照不同的拼接条件构成, 如平面、球面、圆柱面和过渡面。对一些复杂曲面, 单纯用一种几何模型去拟合得到的拟合曲面准确性差。在对产品的 CAD 模型重构之前, 一般需要将复杂产品的不连续曲面分割成若干个连续曲面, 准确识别每个特征曲面的类型后对不同的曲面分别建模, 再将这些曲面拼接以构成完整产品。因此, 点云模型特征面分割与识别是曲面准确重建的基础。

散乱点云数据分割主要分为基于三角网格模

型和基于散乱点云的数据分割方法^[1]。基于三角网格模型分割需要对点云进行曲面重建, 然而三维点云曲面重建比较耗时, 基于点云的数据分割直接对点云模型进行分割, 不需要对曲面进行重建, 吸引了越来越多的关注。目前, 点云数据分割方法可以归纳为 3 类, 分别是基于边界检测、区域增长和聚类的分割算法^[2]。基于边界的分割方法主要通过查找点云模型的不同特征面的过渡边界, 对边界线拟合从而将一个复杂曲面划分为多个独立的特征面。文献[3]通过提取点云的几何属性值如法向量和曲率等, 将点云的法向量映射到高斯球上, 不同连续曲面映射到高斯球上的不同区域, 同一片连续曲面映射到高斯球上的同一片区域, 再根据边

基金项目: 国家自然科学基金(51365037); 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ61122)。

作者简介: 袁小翠(1988—), 女, 讲师、博士, 主研方向为图像处理、逆向工程; 陈华伟(通信作者), 副教授、博士后。

收稿日期: 2017-09-15 **修回日期:** 2018-01-14 **E-mail:** chwei0130@126.com

界线的区域分割出如二次曲面、拉伸面和直纹面等特征曲面。基于区域生长的模型分割方法的关键在于种子点的选取和生长规则,通过选定种子点,按照一定的生长规则将满足条件点合并在同一区域中。比如:文献[4]采用区域生成算法对 LiDAR 点云提取建筑物和植被区域,且取得了满意的结果;文献[5]计算每个采样点的法向量,然后根据点云法向量检测出点云模型中平滑区域,利用区域增长法对点云模型进行分割,与基于区域增长的分割算法相比,聚类方法并不需要初始化种子点和设计生长规则,其关键在于确定点云聚类模式;文献[6]采用 K-means 聚类法对三维点云模型进行分割,但是该方法的缺点在于聚类中心初始化和 K 值的确定;文献[7]基于 3D 活动轮廓模型对点云进行分割,通过提取模型的轮廓,将点云数据模型分割成若干个不同的区域;文献[8]利用谱聚类算法对点云数据分块,根据归一化的非对称 Laplacian 矩阵构造谱聚类空间,通过特征精简,在更低维的空间中进行点云分割。

目前虽然已有不少点云数据分割的方法,但许多点云处理专业软件,如 Geomagic 和 Imageware,都不能实现完全点云自动分割,只能通过手动和算法相结合的方法实现数据分块,模型分割和特征面识别速度和准确性有待改进。为此,本文在准确估算点云法矢的基础上采用高次曲面估算点云曲率,并根据平均曲率和高斯曲率将点云划分为8种类型,通过引入二维图像处理的连通区域标记法对同种类型的点云数据进行分割,并根据概率统计法和点云曲率特性,识别连通区域特征面点云的所属特征曲面类型。

1 点云模型特征面

1.1 微分信息估算

1.1.1 法向量估算

法向量是点云的重要属性之一,点云法向量的有效估计是点云分割的基础。点云法向估计方法可分为局部邻域拟合法和 Voronoi/Delaunay 方法两类^[9]。局部邻域拟合法在点云法向量估算中应用比较广泛,由文献[10]提出,称之为主成分分析法,该方法能快速有效地估算光滑曲面的法向量,但当曲面包含尖锐特征时估算的法向量不准确。一般来说产品的 CAD 模型是由多个基面组成的复杂模型,在多个基面交界的区域(特征区域)主成分分析方法估算的法矢被平滑,为了更准确地估算点云法向量,研究人员提出了许多改进方法^[11-13]。其中,文献[11]所提方法能快速、准确地估算包含尖锐特征复杂模型的点云法矢,且参数具有自适应性,无需人工设置参数。本文采用文献[11]的方法进行法矢估计。

给定点集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 其中, N 为点云总

数,任意一点 x_i 的最近 k 邻域表示为 $Nb(x_i)$, 文献[11]对点 x_i 的 k 邻域拟合的平面表示为:

$$Pl(d', n') = \operatorname{argmin} \sum_{j=1}^k r_j^t d(x_j) w_r(r_j^{t-1}) w_n(n_j^{t-1}) \quad (1)$$

其中, n 为平面 Pl 的法向量, d 表示邻域点到拟合平面的距离。同时,法向量 n 需要满足 $\|n\|_2 = 1$, t 表示迭代次数。 $r_j^t = d' + (x_i - x_j)^T n^t$, 表示第 t 次迭代点 x_j 的残差。

$w_r(r_i) = \exp(- (r_i/\sigma_r)^2)$, $w_n(n_i) = \exp(- \|n_i - n_j\|/\sigma_n^2)$ 和 $w_d(x_j) = \exp(- \|x_i - x_j\|/\sigma_d^2)$ 分别为邻域点对当前点的残差、法向偏差和距离高斯权重, σ_d , σ_r 和 σ_n 分别是距离、残差和法矢偏差带宽,用来控制各邻域点对当前点作用的大小。式(1)可以转化为对式(2)中半正定协方差矩阵 C 进行特征值分解。

$$C = \begin{bmatrix} x_i - x_1 - u \\ x_i - x_2 - u \\ \vdots \\ x_i - x_k - u \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x_i - x_1 - u \\ x_i - x_2 - u \\ \vdots \\ x_i - x_k - u \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, $u = \frac{\sum w_d(x_i) w_r(r_i) w_n(n_i) (x - x_i)}{\sum w_d(x_i) w_r(r_i) w_n(n_i)}$ 。

C 可以分解为3个特征向量 v_2 , v_1 和 v_0 , 3个特征向量对应的特征值分别是 λ_2 , λ_1 , λ_0 , 其中, $\lambda_2 \geq \lambda_1 \geq \lambda_0$ 。最小特征值对应的特征向量为平面的法向量,即点 x_i 的法向量 $n_i = v_0$ 。

通过分解式(2)得到的法向量方向不一致,为了后续计算需要,把各点的法向量方向调整为一致方向。本文采用最小成本路径传播方法进行法矢方向调整^[10]。图1是2种不同模型法矢估算和方向调整的结果,参数 $t=5$, 图中估算的法矢与相应局部面近似垂直。

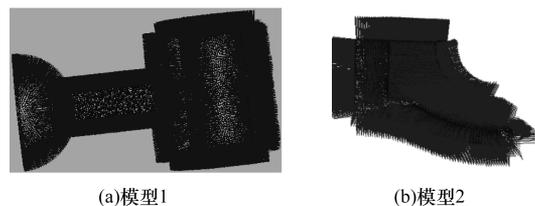


图1 2种不同模型散乱点云法向量估算结果

1.1.2 离散点云曲率估算

通过法矢计算和方向调整,获得了比较准确的法矢。以法矢为邻域曲面的局部支撑,即可通过邻域构造离散点的局部参数化曲面,从而对离散点估算其曲面特性参数。

设待拟合邻域曲面为 $z(u, v)$, 通过 Tylor 级数展开,去掉高阶无穷小,即可获得近似曲面表达式:

$$z(u, v) = T_{A,d}(u, v) + \mathcal{O}(d+1) \quad (3)$$

其中, $T_{A,d}(u, v) = \sum_{k=0}^d \sum_{i=0}^k \frac{A_{k-i,i} u^{k-i} v^i}{i!(k-i)!}$ 为 d 次 Taylor 展开式, $\mathcal{O}(d+1)$ 为高阶无穷小。

本文构造 4 次曲面估算点云曲率, 曲面 Taylor 表达式为:

$$\begin{aligned} z(u, v) \approx T_{A,4}(u, v) = & A_{0,0} + (A_{1,0}u + A_{0,1}v) + \\ & (A_{2,0}u^2 + 2A_{1,1}uv + A_{0,2}v^2)/2 + \\ & (A_{3,0}u^3 + 3A_{2,1}u^2v + 3A_{1,2}uv^2 + A_{0,3}v^3)/6 + \\ & (A_{4,0}u^4 + 4A_{3,1}u^3v + 6A_{2,2}u^2v^2 + \\ & 4A_{1,3}uv^3 + A_{0,4}v^4)/24 \end{aligned} \quad (4)$$

引入新的矢量表达式:

$$\mathbf{P} = (1, u, v, u^2, uv, v^2, u^3, u^2v, uv^2, v^3, u^4, u^3v, u^2v^2, uv^3, v^4)$$

则 4 次参数曲面可表示为如式(5)所示的矩阵形式。

$$\mathbf{P}^T \mathbf{Q} = \mathbf{Z} \quad (5)$$

其中, 矩阵 \mathbf{P} 中的 u, v 值为局部坐标系下的 (u, v) 参数, \mathbf{Q} 为待定系数 $A_{k-i,i}$ 构成的矩阵, \mathbf{Z} 为局部坐标系下的 z 坐标值。将点及其邻域点的坐标 (u_i, v_i, z_i) 代入矩阵方程即可求出所有待定系数 $A_{k-i,i}$ 。

求解曲面基本参数 E, F, G 和 L, M, N , 并构造 Weingarten 曲率矩阵 $\mathbf{W}^{[14]}$:

$$\mathbf{W} = \frac{1}{EG - F^2} \begin{bmatrix} LG - MF & ME - LF \\ MG - NF & NE - MF \end{bmatrix} \quad (6)$$

Weingarten 矩阵的特征值就是主曲率 k_1, k_2 , 特征向量就是主曲率方向, 由 k_1, k_2 直接求高斯曲率 K 和平均曲率 H 。

曲率推导过程中, 平均曲率 H 与法向量正相关, 因而其符号与法矢方向正相关。法矢实际是由曲率主方向叉乘而来, 如果曲率在法矢方向调整之前就已计算, 则在法矢方向调整后, 曲率方向和符号也要进行相应调整。如图 2 所示, 法矢 \mathbf{n} 反向后, 对应最小主曲率 k_1 和最大主曲率 k_2 应反向互换。由 $H = (k_1 + k_2)/2$ 关系式可知, 平均曲率 H 也要变号, 由关系式 $K = k_1 \times k_2$ 知, 在 k_1 和 k_2 均变号的情况下, 高斯曲率 K 不变号。

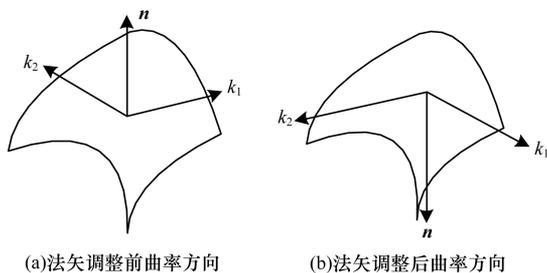


图 2 曲率方向调整示意图

采用二次曲面法计算各点曲率, 曲面坐标系在点的 k 邻域局部构建, 各点之间的坐标构建相对独立, 因而计算结果中的曲率值标准并不统一。根据点云分割需要, 需对各曲率参数 H, K, k_1, k_2 进行归一化。同一物体的点云分割应采用同一判断标准, 采用曲率法对点所属曲面类型进行判断, 还涉及曲率零值和符号的确定问题, 因而必须事先对所有点的曲率做全局归一化处理, 并保证曲率在零值附近的分布规律不变。对此, 本文采用零值对齐的归一化方法, 从而保证了曲率数值符号的不变性。图 3 所示为 4 种归一化情况, 其中 M 和 m 分别为曲率最大值和最小值, y 为任一点曲率, 不同情况的曲率归一化方法如下:

- 1) 如果 $M > m > 0$, 则置最大曲率为 1, 最小曲率为 m/M , 其他点的曲率按 $y = y/M$ 计算。
- 2) 如果 $M > 0, m < 0, M > \text{abs}(m)$, 处理方法同第 1 种情况。
- 3) 如果 $M > 0, m < 0, M < \text{abs}(m)$, 则置绝对值最大的曲率, 即最小曲率为 -1 , 最大曲率为 $M/\text{abs}(m)$, 其他点的曲率按 $y = y/\text{abs}(m)$ 计算。
- 4) 如果 $m < M < 0$, 处理方法同第 3 种情况。

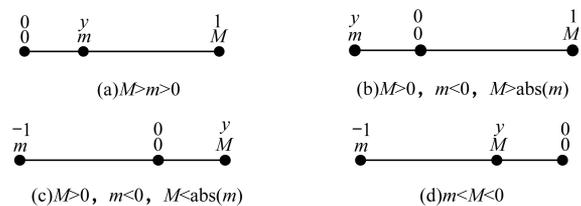


图 3 不同情况曲率归一化示意图

1.2 特征面的分割与识别

1.2.1 点云初始聚类

基于离散点的高斯曲率 K 和平均曲率 H , 可以将点附近的曲面形状划分为峰、阱、脊、谷、鞍形脊、鞍形谷、平面和极小曲面 8 种类型, 如表 1 所示。据此可将点云划分为 8 种类型, 实现点云的初始聚类。

表 1 曲面分类

H	$K > 0$	$K = 0$	$K < 0$
$H < 0$	峰	脊	鞍形脊
$H = 0$	无	平面	极小曲面
$H > 0$	阱	谷	鞍形谷

高斯曲率由最小和最大主曲率乘积而得, 会引入高阶误差, 一般采用平均曲率作为上述划分的依据。在曲率归一化处理的前提下, 根据表 1 的判断条件即可确定点所属面域特征。此时, 曲率零值的设定将对曲面类型划分结果产生较大影响, 本文处理方法是预设极小值 e 作为零值。经实验测定, 推荐平均曲率 H 的零值阈值为 $[0.001, 0.005]$, 一般可

预设 $e_H = 0.005$, 高斯曲率 K 的零值可按 $e_K = e_H/4$ 设定, 并将这 2 个阈值参数作为用户输入参数, 便于调整。

1.2.2 点云连通区域分割

点云的初始聚类只是将所有离散点归属至 8 种曲率类型, 但是同种类型的点云可能分属于不同的模型表面, 如图 4 所示, 黑色点集和白色点集都属于平面类型点, 但是分别位于不同的面片, 2 个平面点集之间并不连通。因而, 需要对同一种类型的点判断其连通性, 将不连通的区域分割出来, 实现点云的特征面分割。

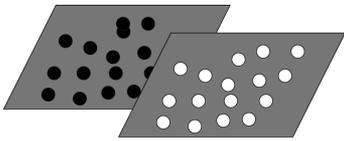


图 4 同种类型点云不连通情况示意图

从初始点云的角度看, 2 个分离区域必然存在邻域不连续的点, 同一连通区域(局部相邻)内的点必定是全局相邻的。本文将二维图像处理中连通区域标记理论引入至三维点云区域分割^[15], 对三维点云连通性进行判断。

记初始点云 X , 其中一个初始聚类点集 $X^1 \in X$ 。 X 和 X^1 的邻域结构体分别是 $Neib$ 和 $Neib^1$, 则有以下基本判断: X^1 内一点 x_i , 任意一点 x_j , 如果 x_j 既在 x_i 的全局邻域 $Neib_i$ 内, 又在 x_i 的局部邻域 $Neib_i^1$ 内, 则可认定 x_j 与 x_i 连通, 并且都属于 X^1 。

连通区域识别步骤如下:

1) 当前点 x_i 加入当前连通区域 C_{cidx_cur} 。

2) 采用上述判断条件, 对 x_i 的局部邻域点 x_j 进行全局连通性判断。

3) 如果两者全局相邻, 则判断 x_j 是否已追加至其他连通区域 C_{cidx_merge} , 如果是则合并 C_{cidx_cur} 和 C_{cidx_merge} 。

4) 否则, 将 x_j 加入当前连通区域 C_{cidx_cur} 。

经过连通区域分割后同种类型的面被分割成不同的块, 需对各块点云进行特征面识别。

1.2.3 分块点云的曲面类型识别

CAD 模型一般由规则型面组成, 例如平面、圆柱面等规则特征曲面用于安装面、孔、倒角等加工特征, 逆向工程中的特征面识别也主要是针对此类规则面。经过连通区域分析, 已经获得分片点云, 可以进一步展开典型造型面(平面、球面、圆柱面等)的类型判断。从统计角度看, 经分块后的点集同属一个曲面类型。因此, 本文采用数学统计法对分块点云所属曲面类型进行判断, 对区域点集中的点逐一

判断其所属曲面类型, 统计该区域中属于不同曲面类型的点的数目, 将最大数目对应的曲面类型作为整个区域的曲面类型。

设 x_j 为连通点云数据块 $X^2 \in X^1$ 中的任一点, T_i ($i=0,1,2$) 对应平面、球面、圆柱面 3 类基本造型面, 根据曲率条件, 将点 x_j 存入相应的类型数组 T_i 。3 种特征面的判断条件如下:

1) 平面: x_j 的最小曲率和最大曲率均等于 0, 即 $k_1 = k_2 = 0$, 亦即 $K = H = 0$ 。如果过滤掉曲率突变点, 则法矢夹角法更为直观, 可优先识别平面。

2) 圆柱面: x_j 的最小曲率等于 0, 最大曲率为常数, 即 $k_1 = 0, k_2 = C$, 亦即 $K = 0, H = C$ 。

3) 球面: x_j 的最小曲率和最大曲率相等, 即 $k_1 = k_2 = C = 1/R$, 亦即 $K = 1/R^2, H = 1/R$ (R 为球半径)。

考虑到计算和浮点误差, 在实际程序处理中, 需对零值和两值是否相等的判断做特殊处理, 预设极小值 e , 对零值和两值是否相等分别使用 $x < e$ 和 $|x_1 - x_2| < e$ 进行判断。根据实验测定, 对于本文的归一化曲率, 此处可设定与 1.2.1 节相同的 e_H 和 e_K 阈值。

基于概率统计的曲面类型判断算法步骤如下:

1) 对数据块 X_2 中各点曲率做统计分析, 获得曲率参数 H, K, k_1, k_2 的平均值和方差。

2) 遍历 X_2 中的所有点, 按照点云所属曲面类型判断方法, 将点划分至 T_i 。

3) 统计 T_i 中的点数 N_i , 比值 N_i/N 即为当前区域属于面类型 i 的概率 p_i 。

4) 按标准正态分布 3σ 原则预设概率阈值 p_T ($p_T = 0.68$)。如果 $p_i > p_T$, 则认定当前聚类属于曲面类型 i , 返回曲面类型参数 i 。

2 实验与结果分析

使用 VS2008 和 OpenGL 开发平台, 在 Windows 10 下分步实现了上述算法, 并使用多种模型验证算法的有效性。实验所用的计算机的配置为 CPU Intel Core i3 3.4 GHz, 内存 8 GB。

实验结果如表 2、图 5 ~ 图 9 所示。其中, 在表 2 中, N 为模型点云数量, 面特征列第一个数字表示特征面类型(1-平面, 2-圆柱面, 3-球面), 括号内的数字为该类型面的数目, r, e_H 分别表示曲率突变比例、平均曲率零值阈值。表中识别率表示算法对模型特征面所属曲面类型识别的正确率, 是当前模型中正确识别的面片与总面片数的比值。图 5 ~ 图 9 分别是模型 1 ~ 模型 5 几种不同模型的分割和特征面识别结果。在计算参数

中,模型 2 选用了较低的 r 值,是为了避免将部分圆柱面点纳入突变点,模型 4 选用较高的 r 值,以将前端沟槽处的棱线纳入突变点。此外,各模型的 e_H 取值范围在 $[0.001, 0.005]$ 都能取得较好的分割效果。在接下来的点云识别计算中,规则模型 1 ~ 模型 3 无过渡面,型面曲面类型全部正确识别,识别率达到 100%,模型 4 除了过渡面之外全部正确识别,总体

识别率达到 95%,模型 5 除了过渡面未识别之外,其他面域识别均是正确的,主要型面的曲面类型识别率大于 90%。面面相交实验显示,模型 1 ~ 模型 4 的交线全部正确提取,模型 5 提取了主要平面与圆柱,以及圆柱与圆柱交线(相贯线)。此外,从计算效率来看,点云数量在 50 000 以下的模型各节点耗时都在 0.65 s 以内。

表 2 参数设置及实验结果

模型	N	模型特点		计算参数			耗时/s		识别率/%
		点云分布	面特征	r	e_H	法矢	曲率	分割	
模型 1	40 252	均匀	1(2),2(1)	0.10	0.001	0.56	0.41	0.35	100
模型 2	44 496	不均匀	1(7),2(1)	0.07	0.001	0.61	0.45	0.45	100
模型 3	38 687	均匀	1(8),2(2),3(1)	0.10	0.001	0.54	0.37	0.32	100
模型 4	39 990	不均匀	1(11),2(2),过渡面	0.19	0.001	0.58	0.41	0.33	>95
模型 5	11 984	均匀	1,2,过渡面	0.10	0.005	0.16	0.28	0.07	>90

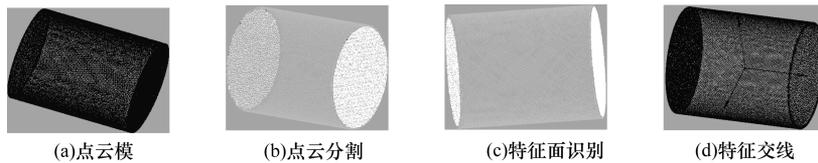


图 5 模型 1 点云分割与特征面识别结果

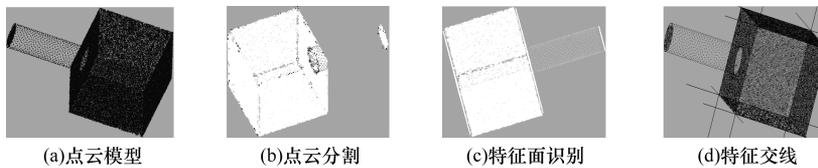


图 6 模型 2 点云分割与特征面识别结果

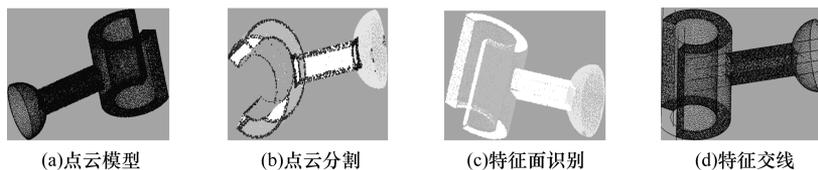


图 7 模型 3 点云分割与特征面识别结果

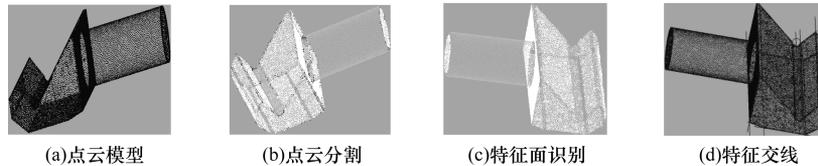


图 8 模型 4 点云分割与特征面识别结果

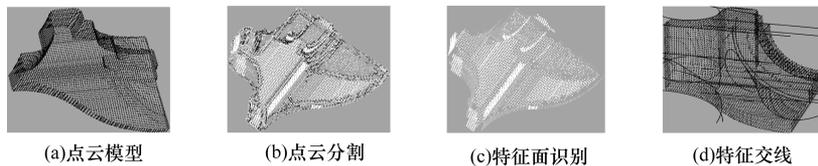


图 9 模型 5 点云分割与特征面识别结果

3 结束语

本文提出基于连通区域标记和统计法的散乱点云特征面分割与识别方法,在准确估算点云法矢的基础上,以估算的法矢作为4次曲面曲率局部坐标系的坐标轴。根据点云的曲率特性分析曲面的型面并进行点云预分割,引入二维图像处理中的连通区域标记法对点云连通区域分割,并采用统计法对点云所属特征类型面进行判断。实验结果表明,该方法能够取得较好的点云分割和识别效果。

参考文献

- [1] 喻亮,李婷,詹庆明,等.基于多维欧氏空间相似度的激光点云分割方法[J].国土资源遥感,2014,26(3):31-36.
- [2] 匡小兰,欧新良,倪问尹.散乱点云数据区域分割综述[J].长沙大学学报,2010,24(5):68-72.
- [3] 柯映林,单东日.基于边特征点云数据区域分割[J].浙江大学学报(工学版),2005,39(3):377-380.
- [4] 李峰,崔希民,袁德宝,等.利用机载LiDAR点云提取复杂城市建筑物面域[J].国土资源遥感,2013,25(3):85-89.
- [5] KHALOO A, LATTANZI D. Robust normal estimation and region growing segmentation of infrastructure 3D point cloud models[J]. Advanced Engineering Informatics, 2017,34:1-16.
- [6] 孙红岩,孙晓鹏,李华.基于K-means聚类方法的三维点云模型分割[J].计算机工程与应用,2006,42(10):42-45.
- [7] 莫堃,尹周平.基于3D活动轮廓模型的缺陷点云分割方法[J].华中科技大学学报(自然科学版),2011,39(1):82-85.
- [8] 马腾,龙翔,冯路,等.点云模型的谱聚类分割[J].计算机辅助设计与图形学学报,2012,24(12):1549-1558.
- [9] 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,2016,34(10):2581-2588.
- [10] HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [C]// Proceedings of the 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press, 1992:71-78.
- [11] WANG Y, FENG H Y, DELORME, F É, et al. An adaptive normal estimation method for scanned point clouds with sharp features[J]. Computer-Aided Design, 2013,45(11):1333-1348.
- [12] LI B, SCHNABEL R, KLEIN R., et al. Robust normal estimation for point clouds with sharp features [J]. Computers and Graphics, 2010,34(2):94-106.
- [13] ZHANG J, CAO J, LIU X, et al. Point cloud normal estimation via low-rank subspace clustering[J]. Computers and Graphics, 2013,37(6):697-706.
- [14] 张瑞,方宗德,李爱民,等.基于距离和曲率特征的三维模型检索研究[J].计算机工程,2010,36(2):269-271.
- [15] 陈华伟,吴禄慎,袁小翠.基于同步标记算法的钢轨表面缺陷检测[J].计算机工程与设计,2016,37(1):127-131.
- [11] 胡占义,吴福朝.基于主动视觉摄像机标定方法[J].计算机学报,2002,25(11):1149-1156.
- [12] 张群.基于彩色纹理信息的深度恢复方法[D].天津:天津大学,2014.
- [13] WEI S, ZHANG X. Disparity search range estimation based on TOF-stereo fusion [J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2015,9449.
- [14] CHENG K L, JU X, TONG R F, et al. A linear approach for depth and colour camera calibration using hybrid parameters [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2016,31(3):479-488.
- [15] 郭连朋,陈向宁,刘彬. Kinect传感器的彩色和深度相机标定[J].中国图象图形学报,2014,19(11):1584-1590.
- [16] 刘金荣,李淳芑,欧阳建权,等.基于联合双边滤波的深度图像增强算法[J].计算机工程,2014,40(3):249-252.
- [17] JUNG J, LEE J Y, JEONG Y, et al. Time-of-flight sensor calibration for a color and depth camera pair [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015,37(7):1501-1513.
- [18] LI S, ZHUO Q. A new approach to calibrate range image and color image from kinect [C]//Proceedings of International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012:252-255.
- [19] HORAUD R, HANSARD M, EVANGELIDIS G, et al. An overview of depth cameras and range scanners based on time-of-flight technologies [J]. Machine Vision & Applications, 2016,27(7):1005-1020.
- [20] 梅峰,刘京,李淳芑,等.基于RGB-D深度相机的室内场景重建[J].中国图象图形学报,2015,20(10):1366-1373.
- [21] 童晶,向学勤,田洪波,等.利用飞行时间三维相机的非刚体形状三维重建[J].计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(3):377-384.
- [22] 鲁铁定,宁津生,周世健,等.最小二乘配置的SVD分解解法[J].测绘科学,2008,33(3):47-51.

编辑 赵辉

(上接第244页)

编辑 刘盛龄