

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202007001



# 高斯函数约束下的多判别参数 散乱点云边缘检测

杨文桥<sup>1,2</sup>, 郑力新<sup>1,2</sup>, 朱建清<sup>1,2</sup>, 董进华<sup>1,2</sup>,  
郑义姚<sup>1,2</sup>, 刘颖<sup>1,2</sup>, 汪泰伸<sup>1,2</sup>

(1. 华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021;

2. 华侨大学 工业智能化与系统福建省高校工程研究中心, 福建 泉州 362021)

**摘要:** 设计一种散乱点云数据边缘检测算法, 从而快速、精确地提取边缘特征. 该算法以点云的局部特征为基础, 通过分析点云数据各点的法向特性, 构建各点  $k$  近邻法向夹角特征、曲率特征、距离特征, 并在高斯函数的约束下完成点云边缘特征的检测. 利用公共数据进行多组实验, 对比不同算法下的检测效果. 结果表明: 该算法提取点云边缘特征的速度更快、效果更好.

**关键词:** 点云边缘检测; 法向夹角; 欧氏距离; 高斯函数

中图分类号: TP 391.41

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2021)01-0097-06

## Multi-Discrimination Parameter Scattered Point Cloud Edge Detection Under Constraint of Gaussian Function

YANG Wenqiao<sup>1,2</sup>, ZHENG Lixin<sup>1,2</sup>, ZHU Jianqing<sup>1,2</sup>,  
DONG Jinhua<sup>1,2</sup>, ZHENG Yiyao<sup>1,2</sup>,  
LIU Ying<sup>1,2</sup>, WANG Taishen<sup>1,2</sup>

(1. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;

2. Industrial Intelligence and System Fujian University Engineering Research Center,

Huaqiao University, Quanzhou 362021, China)

**Abstract:** A scattered point cloud data edge detection algorithm is designed to extract edge features quickly and accurately. The algorithm is based on the local characteristics of the point cloud. By analyzing the characteristics of the normal vector of each point of the point cloud data, the  $k$ -nearest neighbor normal angle feature, the curvature feature, and the distance feature of each point are constructed to complete the point cloud edge feature detection under the constraint of the Gaussian function. Using public data to conduct multiple sets of experiments to compare the detection effects of different algorithms. The results show that the proposed algorithm is faster and better at extracting edge features of point clouds.

**Keywords:** point cloud edge detection; normal angle; Euclidean distance; Gaussian function

边缘检测最先是针对二维数字图像提出的, 目的是对图像特性发生变化的位置进行识别与检测<sup>[1]</sup>. 作为图像分析和计算机视觉的重要研究领域, 边缘检测受到众多学者的关注, 现已发展出多种成熟的边

收稿日期: 2020-07-02

通信作者: 郑力新(1967-), 男, 教授, 博士, 主要从事光电检测与智能计算的研究. E-mail: zlxgxy@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金项目面上资助项目(61976098); 福建省厦门市科技计划资助项目(3502Z20173045); 华侨大学研究生科研创新能力培育计划资助项目(18014084013)

缘检测算法. 随着三维激光与计算机技术的发展,人们更多地通过激光技术获取目标的三维点云数据,得到更好的现实空间特征. 点云的几何特征主要体现为扫描物体的点、线、面、体<sup>[2]</sup>,这些特征在点云精简、点云配准、点云分割等方面具有重要的意义.

不同点云数据模型的边缘特征提取方式也不相同,大致可分为基于网格和基于散乱点云的特征提取方式<sup>[3-4]</sup>. 基于网格的特征提取先将点云进行网格化处理,通过遍历三角化后的点云及阈值约束,最终获得点云的边缘特征. 其中,最著名的三角剖分(delaunay)算法形成的三角网络简洁、直观,但在三角化的过程中,需要评估点云之间的欧氏距离,如果欧氏距离选择不合适,将会产生孔洞. 此外,该方法若应用于三维点云,需要使用每个点云的法向确定投影方向,故该算法更适用于均匀、平滑的点云<sup>[5]</sup>. 基于散乱点云的特征提取主要从该类型的点云中提取一定规律的点、线、面等特征,所以更加注重局部特征. Song 等<sup>[6]</sup>将点云每一点的向量与  $k$  邻近点的向量做均方根,以此作为提取边缘特征的标准,这种方法虽然很好地体现了点云的每个点与其邻近点法向之间的关系,但在边缘提取的结果中会检查出边缘邻近的非边缘点. Han 等<sup>[7]</sup>利用边界点法向异于非边界法向的特点保留边缘特征,但得到的边缘与非边缘部分密度相同. 陈龙等<sup>[8]</sup>提出多参数约束的特征提取算法,通过法向、曲率及欧式距离判断特征点. 文献[9-10]采用主成分分析(PCA)和法向提取边缘特征点. 基于此,本文提出一种基于高斯函数的多判别参数散乱点云边缘检测算法.

# 1 算法原理及方法

散乱点云边缘特征提取是以点云数据各点法向、曲率及  $k$  近邻欧式距离为基础,在高斯函数的约束下提取边缘信息,具体有以下 3 个步骤.

**步骤 1** 定义散乱点云数据  $P=\{p_i(x_i,y_i,z_i)|i=1,2,\cdots,N\}$ ,构建点云拓扑结构.

**步骤 2** 定义基于  $k$  近邻计算样点  $p_i$  的曲率为  $C_i$ ,该点与  $k$  近邻重心的距离为  $d_i$ ,该点与  $k$  近邻点的最远距离为  $d_{\max}$ ,该点与  $k$  近邻各点单位距离夹角均值为  $\theta_i$ .

**步骤 3** 根据以上 4 个参数定义样点特征参数  $w_i$ ,结合高斯函数定义单侧  $\sigma$  原则的特征判别阈值  $W+\sigma$ ,通过比较点云每点的特征参数与特征判别阈值的大小,最终确定特征点.

散乱点云边缘特征提取流程图,如图 1 所示.

## 1.1 点云拓扑关系的建立

通过三维测量设备获取的点云数据数量大、分布不均匀,不具有实体网格下的几何拓扑关系,所以在提取点云边缘特征前,需要有序地组织点云,以便查询每个点的  $k$  近邻. 搜索  $k$  近邻主要有八叉树、 $k$ -d 树及空间网格<sup>[11]</sup>等 3 种方法. 空间网格法的算法简单,但不适用于非均匀点云;八叉树<sup>[4,12]</sup>和  $k$ -d 树<sup>[4]</sup>采用的空间索引方式是自顶向下逐级划分的,但八叉树结构在搜索过程中会出现冗余,对于数量较多的点云,占用的存储空间较大,而  $k$ -d 树不会浪费空间,搜索时间相对较少,且不受点云密度的影响. 因此,采用  $k$ -d 树建立点云数据之间的拓扑结构.

## 1.2 特征判别参数的建立

在前人研究<sup>[13-16]</sup>的基础上,提出基于高斯函数的多判别参数散乱点云边缘检测算法(文中算法),该算法利用样点  $p_i(i=1,2,\cdots,N)$  的相关曲率、法向、重心及密度等,综合判断其是否为特征点.  $p_i$  和邻近点的夹角及该点的曲率反映其周围曲面弯曲的程度; $p_i$  到该点领域重心的距离反映该点在  $k$  近邻区域内的相对位置; $p_i$  与  $k$  近邻点之间的距离反映其周围点云的密度.

**1.2.1 法向及曲率的估计** 选择基于局部表面拟合方法<sup>[17]</sup>对点云法向进行估计. 基于局部表面拟合方法是对点云中的每一个点  $p_i(i=1,2,\cdots,N)$ ,获取与其最近邻的  $k$  个点,利用这些点,通过最小二乘法拟合一个局部平面,使该平面最佳拟合数据,方法简单快速,且可以求解曲率.

对点  $p_i(i=1,2,\cdots,N)$  拟合的平面表达式为

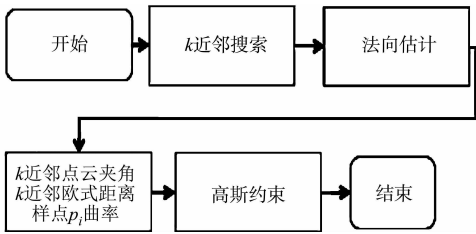


图 1 散乱点云边缘特征提取流程图  
Fig. 1 Flowchart of edge feature extraction of scattered point clouds

$$Ax + By + Cz = D. \quad (1)$$

式(1)中:  $A, B, C$  分别为平面方程的系数;  $x, y, z$  为坐标轴;  $D$  为常量.

用平面法向  $\bar{n} = (A', B', C')$  近似代替该点的法向, 其目标函数  $d_{\min}^2$  为

$$d_{\min}^2 = \min \sum_{j=1}^k (A(x_{i,j} - \bar{x}) + B(y_{i,j} - \bar{y}) + C(z_{i,j} - \bar{z}))^2. \quad (2)$$

式(2)中:  $x_{i,j}, y_{i,j}, z_{i,j}$  分别为  $x, y, z$  轴第  $i$  个点周围第  $j$  个点的坐标值;  $\bar{x} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k x_{i,j}, \bar{y}, \bar{z}$  同理.

将目标函数转化为求解对应的对称半正定矩阵  $\mathbf{M}$  的特征值,  $\mathbf{M}$  也被称为协方差矩阵, 其表达式为

$$\mathbf{M} = \sum_{j=1}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T. \quad (3)$$

式(3)中:  $\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k p_{i,j}$ ,  $p_{i,j}$  为点  $p_i$  周围  $k$  近邻第  $j$  个点.

通过 PCA 方法求解矩阵  $\mathbf{M}$ , 得到  $\mathbf{M}$  的 3 个特征值  $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ . 若  $\lambda_0 \geq \lambda_1 \geq \lambda_2$ , 则  $\lambda_2$  对应的特征向量  $\mathbf{n}_i$  为点  $p_i$  的法向. 此时, 曲率  $C_i$  可表示为

$$C_i = \lambda_2 / (\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2). \quad (4)$$

定义  $p_i$  的  $k$  邻近点  $m_j (j=1, 2, \dots, k)$  的法向为  $\mathbf{n}_{i,j} (j=1, 2, \dots, k)$ , 则该点  $k$  近邻夹角的均值为

$$\theta_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \arccos \left[ \frac{\mathbf{n}_i \mathbf{n}_{i,j}}{|\mathbf{n}_i| |\mathbf{n}_{i,j}|} \right]. \quad (5)$$

当点云密度不均匀时, 在  $k$  近邻范围内, 可能出现间隔较远, 但当夹角较大的情况, 为避免误判<sup>[18]</sup>, 使用两点的欧式距离作为特征识别的权值, 以降低距离对特征识别的影响, 则法向夹角均值公式可改为

$$\theta_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \frac{1}{\|d_{i,j}\|} \cdot \arccos \left[ \frac{\mathbf{n}_i \mathbf{n}_{i,j}}{|\mathbf{n}_i| |\mathbf{n}_{i,j}|} \right]. \quad (6)$$

式(6)中:  $d_{i,j}$  为点  $p_i$  与第  $j$  个  $k$  近邻点的欧式距离.

由  $C_i, \theta_i$  的表达式可知: 当  $C_i$  越大时,  $p_i$  为特征点的可能性越大; 同理, 当  $\theta_i$  越大时,  $p_i$  所在的曲面就越尖锐.

**1.2.2  $p_i$  到  $k$  近邻重心的距离与  $k$  近邻的最远距离** 点云边界是曲面模型的重要特征, 但在点云获取的过程中, 由于物体表面的特点, 如反射、局部不遮挡等, 导致获取的模型数据局部丢失, 最终点云可视化中会出现空洞<sup>[19]</sup>. 目前, 国内外学者已针对边界检测进行了大量的研究. 文献[20]利用  $p_i$  邻域内的三维位置梯度几何信息, 在邻域点构成的梯度协方差下, 判断边界点, 但该方法不适合散乱点云. 文献[21]根据  $p_i$  到重心的距离与样点到最远距离的比值识别边界点, 这种方法对平滑边界点识别效果较好, 但对尖锐点的识别效果不佳. 为解决这一问题, 可将曲率与法向作为点云边界特征提取的依据, 以其为尖锐曲面边界点提取的主导因素, 并以文献[21]方法作为识别平滑边界的因素.

定义点  $p_i$  的  $k$  邻近重心  $o_i$  为

$$o_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k p_{i,j}. \quad (7)$$

点  $p_i$  到  $k$  近邻重心的距离  $d_i$  为

$$d_i = \|p_i - o_i\|. \quad (8)$$

点  $p_i$  与  $k$  近邻的最远距离  $d_{\max}$  为

$$d_{\max} = \max\{d_{i,j} \mid j=1, 2, \dots, k\}. \quad (9)$$

### 1.3 特征点的提取

基于单位距离法向夹角的准则可以很好地弱化非均匀点对判别结果的影响; 基于曲率的准则可以提取尖锐边缘特征; 基于样点  $p_i$  到重心的距离与  $k$  近邻最远距离的比值可以保留平滑边界. 综合以上优点, 通过加权算法将 3 种判定准则应用于特征点的判定中, 以获得更好的特征点提取效果.

通过获取点云数据中任一点  $p_i$  的曲率  $C_i$ 、该点单位距离  $k$  近邻夹角均值  $\theta_i$ 、样点  $p_i$  到  $k$  近邻重心的距离  $d_i$  及最远距离  $d_{\max}$ , 计算数据点的判别参数  $w_i$  为

$$w_i=\alpha C_i+\beta \theta_i+\gamma \frac{d_i}{d_{\max }}.$$

(10)

式(10)中: $\alpha$ 为曲率控制系数; $\beta$ 为法向夹角控制系数; $\gamma$ 为点  $p_i$  的  $k$  近邻重心控制系数.

整个点云数据的特征阈值  $W$  为

$$W=\frac{\eta}{N} \sum_{i=1}^n\left(C_i+\theta_i+\frac{d_i}{d_{\max }}\right).$$

(11)

式(11)中: $N$ 为点云数据量; $\eta$ 为点云特征点数控制系数(一般取值为 1).

为了使点云边界特征更加简洁,根据高斯函数单侧  $\sigma$  原则,有 84.2%的点不能反映边缘特征,故将特征阈值设置为  $W+\sigma$ .当  $w_i \geqslant W+\sigma$  时,判断该点为点云特征点,其中,  $\sigma=\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n\left(w_i-W\right)^2}$ .

2 实验结果与分析

文中算法的硬件平台为 Inter(R) Core(TM) i5-7300HQ 2.5 GHz,16 G 内存;操作系统为 Win 10;软件环境为 Visual Studio 2017;开发语言为 C++;测试数据为斯坦福大学 modelnet40\_normal\_resampled 图片库中的 airplane 模型、chair 模型和 bunny 模型.从边缘检测效果、特征点保留数量和运行时间等 3 个方面,分别使用文中算法、法向算法、曲率算法、文献[8]算法及文献[18]算法对 3 种模型进行算法对比.

2.1 数据说明

airplane 模型和 chair 模型的点云数量为 10 000 点,bunny 模型的点云数量为 35 946 点.3 种原始模型,如图 2 所示.



图 2 3 种原始模型

Fig. 2 Three original models

airplane 模型具有闭合特征(如机身)及非闭合特征(如螺旋桨),点云密度不均匀,此外,还具有尖锐棱线一样的特征. airplane 模型由于本身特征强弱不同,类型也不相同,特征提取较难. chair 模型较为简单,具有清晰的边缘特征,点云密度不均匀,边缘特征相对容易提取. bunny 模型以弱曲率特征为主,属于闭合类点云,不同部位点云密度差异较大,故点云边缘不易检测,相较于前两种模型,该模型的点云密度较大.

2.2 算法对比及分析

2.2.1 airplane 模型的算法对比 airplane 模型的参数设置为  $\alpha=5, \beta=2, \gamma=1$ . 分别采用法向算法、曲率算法、文献[8]算法、文献[18]算法和文中算法提取边缘特征,特征点的保留数量分别为 3 611,4 437,3 606,6 823,3 394 点;运行时间分别为 7.501,7.345,8.945,9.754,8.711 s;每 1 000 点的运行时间分别为 0.481,0.604,0.403,0.700,0.390 s.

airplane 模型边缘检测效果对比,如图 3 所示. 由图 3 可知:文中算法与法向算法、文献[8]算法的边缘提取效果的差别不大. 这 3 种算法对螺旋桨尖锐棱线和密度较小区域的边缘提取效果较差,但文中算法特征点的保留数量少于法向算法与文献[8]算法,节省了存储空间,精简了特征点,这为后期通过特征进行检测及配准做好准备;曲率算法和文献[18]算法的边缘提取效果优于文中算法,但前两者提取的特征不够精简,包含大量非特征点,特别是文献[18]算法对机身和机翼等特征弱曲率点不够敏感,且耗时最长.



图 3 airplane 模型边缘检测效果对比

Fig. 3 Edge detection effect comparison of airplane model

2.2.2 chair 模型的算法对比 chair 模型参数设置为  $\alpha=0, \beta=6, \gamma=0$ . 分别采用法向算法、曲率算法、文献[8]算法、文献[18]算法和文中算法提取边缘特征, 特征点保留数量分别为 3 841, 3 685, 5 982, 6 798, 4 938 点; 运行时间分别为 8.879, 8.598, 10.292, 11.125, 9.934 s; 每 1 000 点的运行时间分别为 0.433, 0.429, 0.581, 0.611, 0.497 s.

chair 模型边缘检测效果对比, 如图 4 所示. 由图 4 可知: 法向算法与曲率算法可以提取强特征边缘, 但这两种算法对弱边缘特征不够敏感, 椅面、靠背的边缘特征有不同程度的缺失, 而文中算法在边缘提取效果上优于法向算法和曲率算法, 能够很好地保留靠背及椅面边的边缘特征; 文献[8]算法和文献[18]算法虽然对弱边缘特征提取效果较好, 但对非特征点存在误判, 如靠背弱曲率非特征点的误判导致提取的特征点不够精简, 而文中算法可以很好地将边缘特征与非边缘特征进行区分, 且提取的特征点数量较少, 所用时间相对较少.



图 4 chair 模型边缘检测效果对比

Fig. 4 Edge detection effect comparison of chair model

2.2.3 bunny 模型的算法对比 bunny 模型的参数设置为  $\alpha=10, \beta=0, \gamma=0$ . 分别采用法向算法、曲率算法、文献[8]算法、文献[18]算法和文中算法提取边缘特征, 特征点的保留数量分别为 8 183, 9 359, 8 064, 6 665, 6 741 点; 运行时间分别为 23.238, 24.562, 24.373, 24.549, 24.054 s; 每 1 000 点的运行时间分别为 0.352, 0.381, 0.331, 0.261, 0.280 s.

bunny 模型边缘检测效果对比, 如图 5 所示. 由图 5 可知: 文中算法与法向算法、文献[8]算法及文献[18]算法的边缘提取效果差别不大, 对 bunny 的尾巴、脚和耳朵等特征部位提取较好, 对身体的弱特征区域提取较差; 在保留相同特征效果的情况下, 文中算法运行时间最少, 特征点保留数量与文献[18]仅相差 76 点; 在提取弱边缘特征时, 文中算法比曲率算法差, 但数据更加精简, 可避免非特征点的误判, 而曲率算法提取的特征包含一定数量的非边缘特征点, 如 bunny 的腿和背部上的非特征点.



图 5 bunny 模型边缘检测效果对比

Fig. 5 Edge detection effect comparison of bunny model

综上所述, 在保证边缘特征(主特征和次特征)基本相同的情况下, 文中算法特征点提取数量大幅减少或至少, 这有利于缩减计算和存储内存, 提高运行效率; 在保证主轮廓(主特征)相同的情况下, 相较于文献[8]及文献[18]算法, 文中算法的特征提取时间最少, 降低了时间成本. 综上所述, 文中算法在

提取特征上具有一定的优势.

### 3 结 束 语

提出一种基于高斯函数的多判别参数散乱点云边缘检测算法. 利用曲率和法向提取尖锐边缘, 采用文献[21]方法提取平滑边缘特征, 结合高斯函数单侧  $\sigma$  原则减少特征点数量. 实验结果表明: 该算法能够对点云不同部位特征进行划分与提取, 在特征点检测上更加精简、速度更快, 在边缘检测、目标识别和基于点云特征配准中具有一定的实用价值. 然而, 该算法也需进一步改进, 当点云离散程度较大, 点云较稀疏时, 边缘提取容易出现孤立点和孔洞, 提取效果有待加强. 因此, 将在此算法基础上对孤立点检测进行进一步研究.

### 参 考 文 献:

[1] 丁承君,孙刚,尹李亮,等. 散乱点云的边界提取[J]. 计算机技术与发展,2017,27(7):83-86. DOI:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.07.020.

[2] 蔡斌斌,李必军. 无人车平台激光点云中中线特征提取[J]. 测绘通报,2019(2):32-38. DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2019.0039.

[3] 周建钊,颜雨吉. 逆向工程中点云特征提取技术研究[J]. 装备制造技术,2019(8):13-17,33.

[4] 段志鑫. 三维激光扫描数据精简、表面重构方法及应用研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2019.

[5] 朱德海,郭浩,苏伟. 点云库 PCL 学习教程[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2012.

[6] SONG Hao,FENG H Y,OUYANG Daoshan. Automatic detection of tangential discontinuities in point cloud data [J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering,2008,8(2):1-10. DOI:10.1115/1.2904930.

[7] HAN Huiyan,HAN Xie,SUN Fusheng,*et al.* Point cloud simplification with preserved edge based on normal vector [J]. International Journal for Light and Electron Optics,2015,126(19):2157-2162. DOI:10.1016/j.ijleo.2015.05.092.

[8] 陈龙,蔡勇,张建生,等. 基于多判别参数混合方法的散乱点云特征提取[J]. 计算机应用研究,2017,34(9):2867-2870.

[9] HACKEL T,WEGNER J D,SCHINDLER K,*et al.* Contour detection in unstructured 3D point clouds[C]//Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas:[s. n.],2016:1610-1618. DOI:10.1109/CVPR.2016.178.

[10] 裴书玉,杜宇,王莉,等. 基于移动最小二乘法矢法估计的建筑物点云特征提取[J]. 测绘通报,2018(4):73-77. DOI:10.13474/j.cnki.11-2246.2018.0113.

[11] 何超. 车前地形数字高程模型建立方法研究[D]. 长春:吉林大学,2019.

[12] 李玉. 基于结构光视觉的焊缝外观检测[D]. 杭州:浙江工业大学,2019.

[13] 李喜年. 基于线激光传感器的焊缝检测打磨系统研究[D]. 武汉:华中科技大学,2019.

[14] LIN Yuan,MATSUYAMA K,CHIBA F,*et al.* A study of feature line extraction and closed frame structure of a stone tool from measured point cloud[C]//Nicograph International. Hanzhou:[s. n.],2016:44-51. DOI:10.1109/NicoInt.2016.8.

[15] ZHANG Jie,CAO Junjie,LIU Xi,*et al.* Multi-normal estimation via pair consistency voting[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2019,25(4):1693-1706. DOI:10.1109/TVCG.2018.2827998.

[16] 董伟. 利用邻近点几何特征实现建筑物点云特征提取[J]. 激光与光电子学进展,2018,55(7):181-188.

[17] 孟海波. 基于机器视觉的大构件表面检测定位技术研究[D]. 武汉:华中科技大学,2019.

[18] 王丽辉,袁保宗. 三维散乱点云模型的特征点检测[J]. 信号处理,2011,27(6):932-938. DOI:10.3969/j.issn.1003-0530.2011.06.021.

[19] 陆旻丰,吴杭彬,刘春,等. 地面三维激光扫描数据缺失分类及成因分析[J]. 遥感信息,2013,28(6):82-86. DOI:10.3969/j.issn.1000-3177.2013.06.014.

[20] XIA Shaobo,WANG Ruisheng. A fast edge extraction method for mobile lidar point clouds[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2017,14(8):1288-1292. DOI:10.1109/LGRS.2017.2707467.

[21] 刘立强. 散乱点云数据处理相关算法的研究[D]. 西安:西北大学,2010.

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 吴逢铁)