

# 基于改进的区域生长三维点云分割

李仁忠, 刘阳阳, 杨曼, 张缓缓

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

**摘要** 点云分割是点云数据处理的关键环节, 区域生长因在三维点云分割中易于实现、便于使用而得到了广泛应用, 然而由于点云特征的不确定性及种子点选取不合理导致传统区域生长法局部分割性能不稳定。针对此问题, 提出一种改进的区域生长分割方法。通过估算点云数据曲率大小, 并将曲率最小点设置为种子节点, 即从点云数据最平坦的区域开始生长, 以减少分段总数, 再根据点云数据的局部特征确定生长准则。实验结果表明, 该方法不仅能有效地对点云数据进行分割, 而且解决了传统区域生长分割不稳定的问题, 提高了点云分割的精确性和可靠性。

**关键词** 机器视觉; 点云分割; 区域生长; 点云滤波

**中图分类号** TP242 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP55.051502

## Three-Dimensional Point Cloud Segmentation Algorithm Based on Improved Region Growing

Li Renzhong, Liu Yangyang, Yang Man, Zhang Huanhuan

School of Electrics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China

**Abstract** The segmentation of point cloud play a key role in the processing of point cloud data, the regional growth is widely used in three-dimensional point cloud segmentation because it is easy to implement and use. However, due to the uncertainty of the point cloud characteristics and the unreasonable selection of seed point, the traditional regional growth method has the instability of local segmentation performance. To resolve this problem, an improved method of regional growth segmentation is presented, we set the minimum curvature point to the seed point by estimating the magnitude of the curvature of point cloud data. The reason for this is that the point with the minimum curvature is located in the flat area, growth from the flattest area can reduce the total number of segments, then the growth criteria is determined according to the local characteristics of point cloud data. Experimental results show that this method can divide the point cloud data effectively, solve the problem of the instability of the traditional regional growth, and improve the accuracy and reliability of point cloud segmentation.

**Key words** machine vision; point cloud segmentation; regional growth; point cloud filter

**OCIS codes** 150.6910; 110.6880; 100.6950; 110.3010

## 1 引言

点云分割是根据点云的局部特征, 将具有相似属性的点云分割成互不相交的集合, 使得同一区域内分割点云具有相似的特征。分割是点云数据处理的关键环节, 可以为后续的曲面重建、特征提取等提供重要的信息, 是实现物体识别的前提和基础。

目前常用的分割方法有: 区域生长<sup>[1-2]</sup>、模型拟合<sup>[3-4]</sup>和特征聚类<sup>[5-6]</sup>, 其中区域生长因其易于实现且分割细致而得到广泛应用<sup>[7]</sup>。区域生长最早由Zucker<sup>[8]</sup>于1976年提出, 最先应用于二维图像处理, 其分割步骤为: 先对待分割图像手动设置种子节点, 依次将种子节点周围的像素点按照设置好的判定准则与种子点进行比较, 判断其是否具有与种子

**收稿日期:** 2017-11-13; **收到修改稿日期:** 2017-11-26

**基金项目:** 中国纺织工业联合会科技指导性项目(2017071)

**作者简介:** 李仁忠(1978—), 男, 博士, 副教授, 主要从事图像处理, 光电子能谱等方面的研究。

E-mail: lirenzhong@xpu.edu.cn

点相同的属性。如果满足判定条件,则将该点与种子点划分为同一区域,并将其作为新的种子点继续重复上述过程,直至所有的点检测完毕,则形成一个生长区域<sup>[9]</sup>。将区域生长方法应用于三维点云分割中,其判断准则主要依据点云的法向量、曲率、几何特征等。传统的区域生长思想简单、算法易于实现,但是数据中包含的噪声,以及曲率分布不均都会大幅影响分割效果,导致空洞及过分割。近年来,国内外学者对区域生长的算法进行了改进。张玲等<sup>[10]</sup>用一维大津法(Otsu)确定最佳分割阈值作为生长时的约束条件,分割效果优于传统方法,但是易受噪声的影响;Angelina等<sup>[11]</sup>用区域合并和遗传算法对区域生长法进行了改进,其分割效率较高,但边界保持性差;肖晓明等<sup>[12]</sup>针对道路图像的分割提出基于聚类的自适应区域生长法,但其适用范围有限;Besl等<sup>[13]</sup>提出通过计算点云曲面的高斯和平均曲率,将图像根据曲率特征分为8个区域,并对这8个区域分别设置种子节点,然后通过多项式拟合进行区域生长,该方法极易受噪声的影响,而且非常耗时;Chen等<sup>[14]</sup>通过分解协差矩阵,计算每个点的最小特征值和3个特征值之和的比值,将比值最小的点设置为种子点,该方法主要用于规则建筑物的平面提取,时间成本高;Vosselman等<sup>[15]</sup>通过随机采样选取种子点,然后搜索种子点的邻域点,判断这些邻域点是否可以拟合为预定的模型,该方法容易出现虚假分割。

目前,在三维点云区域生长中主要采用随机采

样一致性(RANSAC)算法获取种子点,但是基于此法进行区域生长容易出现分割不稳定的情况<sup>[7]</sup>。因此,根据点云局部特征,通过计算点云各个点的曲率,将曲率最小点设置为种子点,通过设置空间和曲率阈值确定生长准则,提高了点云分割的准确性和分割效率,使分割更为稳定。

## 2 点云的预处理

通过微软 Kinect 2.0 视觉传感器获取数据,由于实际环境对数据采集的影响,在获得的三维点云数据时必然受到外界噪声的影响,且会出现数据采集过密的现象,而噪声对数据的后期处理也有影响。所以,在对点云进行分割前需要对噪声进行滤波处理;采集数据过密会影响计算速度,对于采集的冗余数据进行合理的精简,可以提高对数据后期处理的速度。

所获取的点云数据中通常存在某些离主体点云较远的离散点,根据噪声点的特征应用统计滤波<sup>[16-17]</sup>对其进行有效移除。统计滤波是待查询的点云数据与其邻域点集之间的距离做统计分析,同时修剪掉不符合标准的噪声。在该算法中首先要设置估计平均距离时用的邻域点数目  $k$  和标准差倍数阈值。这种滤波方法对距离目标物体较远的离群点具有明显的滤波作用。本文采集数据的噪声符合这一显著特点,通过该滤波算法对点云数据的噪声进行有效的去除,实验结果如图 1 所示。

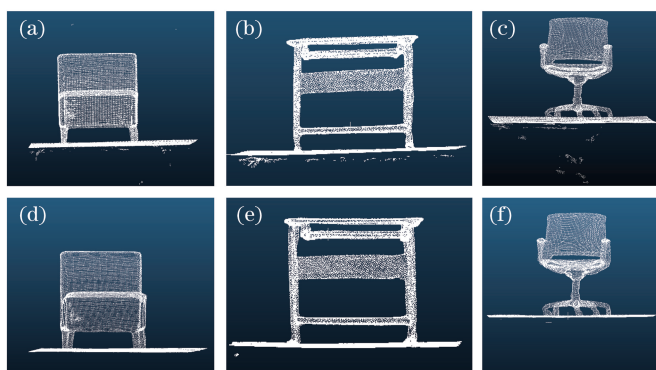


图 1 统计滤波前后对比。(a)沙发滤波前;(b)桌子滤波前;(c)椅子滤波前;(d)沙发滤波后;(e)桌子滤波后;(f)椅子滤波后

Fig. 1 Comparison results before and after statistical filtering. (a) Sofa before filtering; (b) table before filtering;

(c) chair before filtering; (d) sofa after filtering; (e) table after filtering; (f) chair after filtering

经过滤波后的点云虽然去除了噪声,但其数据依然过密,导致计算速度过慢<sup>[18]</sup>。在保持点云特征的前提下,采用体素栅格的方法对冗余数据进行适当的精简。将输入的点云数据创建成一个三维体素

栅格;通过计算点云数据的法向量和距离,确定每个体素的重心,用该体素的重心位置或者离该重心最近的点云数据代替整个体素数据;再根据所采集点云数据的稀疏程度,在保持点云形状特征的前提下,

设置体素边长为  $1.0 \text{ cm}^{[19]}$ 。精简前后点云数据的对比如图 2 和表 1 所示。

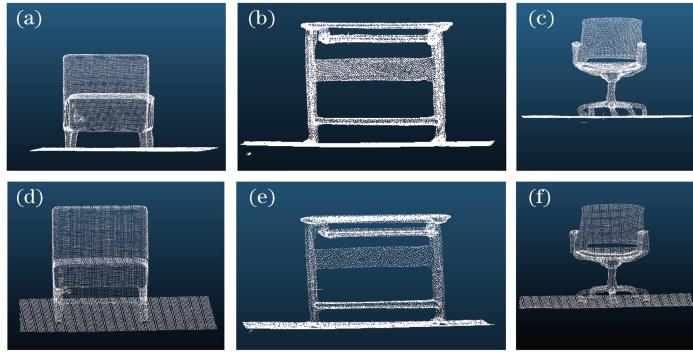


图 2 精简前后对比。(a)沙发精简前;(b)桌子精简前;(c)椅子精简前;(d)沙发精简后;(e)桌子精简后;(f)椅子精简后  
Fig. 2 Comparison results before and after simplification. (a) Sofa before simplification; (b) table before simplification; (c) chair before simplification; (d) sofa after simplification; (e) table after simplification; (f) chair after simplification

表 1 精简前后分割结果运行时间对比

Table 1 Running time comparison of segmentation results before and after simplification

Dataset	Number before simplification	Number after simplification	Running time before simplification /s	Running time after simplification /s	Simplification rate /%
Sofa	68784	38418	14.675	5.834	44.147
Table	96270	51823	49.462	17.278	46.169
Chair	59583	33892	31.201	14.358	43.118

由精简结果可知,在有效保持点云特征的前提下,对点云数据进行适当精简可以大幅提高分割速率。

### 3 区域生长分割

对散乱点云数据分割前,要对三维点云数据建立拓扑关系,确定待分割点云数据中的种子节点,并根据设置好的生长准则,判断种子节点的邻域点与种子节点是否属于同一曲面。如果满足条件,将该点作为新的种子点继续生长,以此类推,将具有相同属性的点云数据划入同一区域,直至生长停止。

#### 3.1 $k$ -tree 的 $k$ 邻域获取

通过 Kinect 采集到的三维点云数据通常具有数量大、分布不均匀等特点,且散乱点云之间并不具

备传统网格数据的几何拓扑信息<sup>[20]</sup>,在对散乱点云进行分割前,采用合适的数据结构建立散乱点云之间的拓扑关系,可以加快对邻域点的搜索,提高分割效率。采用  $k$ -tree 建立数据之间的拓扑关系, $k$ -tree 树是由 Bentley 在 1975 年首次提出的  $k$  维 ( $k \geq 2$ ) 二叉树索引<sup>[21]</sup>,针对三维点云数据的特点,需要在三个维度上建立点云数据之间的拓扑信息。如图 3 所示,假设在三维空间中存在  $A \sim G$  等 7 个数据点,空间递归划分如下步骤:

1) 首先计算得到  $a$  维上的中值点为  $A$  点,将此点作为根节点,通过  $A$  点将点云数垂直划分为两个区域,比  $A$  点的  $a$  维值小的划分到左子树中,而大于  $A$  点  $a$  维值的则划分到右子树中。因此  $B$ 、

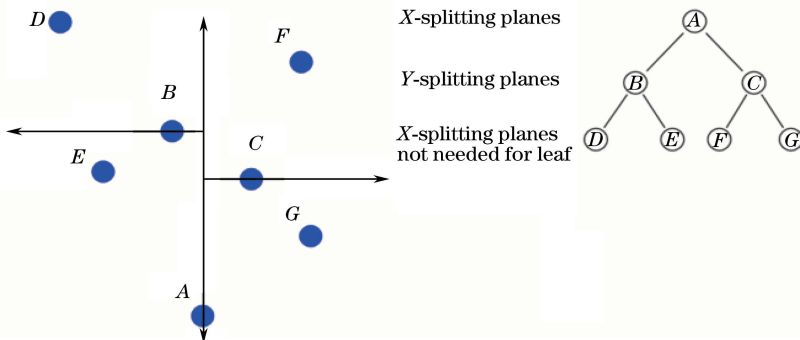


图 3  $k$ -tree 实例

Fig. 3  $k$ -tree instance

$D$ 、 $E$  为左子树所有的节点,而  $C$ 、 $F$ 、 $G$  为右子树所有的节点。

2) 分别计算左、右子树中  $b$  维的中值点,  $B$ 、 $C$  点分别为左右子树的  $b$  维中值点,再沿  $b$  维度,将两个子树划分为两个子空间。

3) 依次类推,分别计算所有子树中  $c$  维度的中值点,再沿  $c$  维度进行划分,直至最后一个子树由一个节点组成为止。

### 3.2 种子节点的选取和生长准则的设定

传统区域增长法中因种子点选取不当或特征提取不准确,分割易出现错误。目前,在三维散乱点云分割中通常用 RANSAC 算法获取种子点,但易重叠分割<sup>[7]</sup>。针对此方法的不足,本文将曲率最小的点设置为种子节点,选取点云区域中曲率最小的点开始生长,这些点位于最平坦的区域,而从最平坦的区域增长可以减少区段总数,避免重叠分割。对待分割点云各个点的曲率进行估计排序,曲面中某一

点  $P$  的平均曲率  $K_n$  为

$$2K_h \mathbf{n} = \lim [\text{diam}(A)] \rightarrow 0 \frac{\nabla A}{A}, \quad (1)$$

式中  $\mathbf{n}$  为法向量,  $A$  为  $P$  周围一个无限小的区域,  $\text{diam}(A)$  为这个区域的直径,  $\nabla$  为关于点  $p$  的梯度算子。将(1)式离散化,得到  $P_i$  的平均曲率为

$$K_h(P_i) = \frac{1}{4A_{\min}} \times$$

$$\sum_{j \in N(i)} (\cot \alpha_{ij} + \cot \beta_{ij}) (P_i - P_j) \times \mathbf{n}, \quad (2)$$

式中  $\alpha_{ij}$ 、 $\beta_{ij}$  分别为连接  $P_i$  和  $P_j$  边的对角。

设定空间阈值范围,对邻近点与种子面之间的生长半径以及垂直距离是否属于该范围进行判断。如果角度小于阈值,则将当前点添加到当前区域。

计算拟合曲面的法矢量,并与种子面的法矢量比较,判断这两个夹角是否属于阈值范围。如果曲率小于临界值,则该点添加到种子点中。综上所述,区域生长分割流程如图 4 所示。

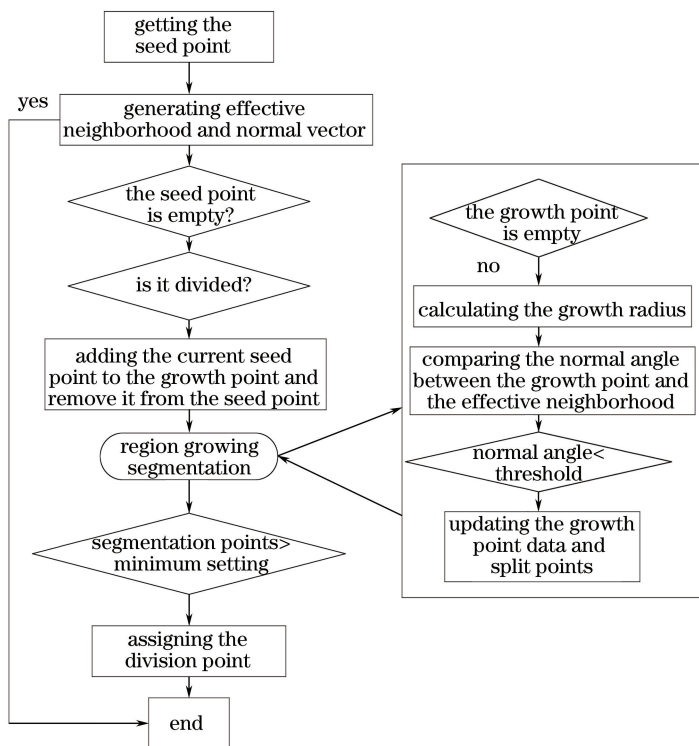


图 4 算法流程图

Fig. 4 Algorithm flow chart

### 3.3 曲率阈值的设定

曲率阈值是区域生长中的一个十分重要的参数,曲率阈值的设置直接影响分割效果的好坏。在区域增长分割过程中,过分割和欠分割是点云分割过程中经常出现的问题<sup>[22]</sup>,根据不同的对象曲率特征,通过调整点云的曲率阈值可以在一定

程度上避免对点云数据的过分割和欠分割,优化分割结果。图 5 建筑物点云数据的曲率和本文的较为接近,且均满足局部曲率变化不大的特征,所以选取图 5 的建筑物点云对曲率阈值进行调试。通过对预处理后的建筑点云数据设置不同的曲率阈值进行分割。如图 5 所示,当曲率阈值设定为

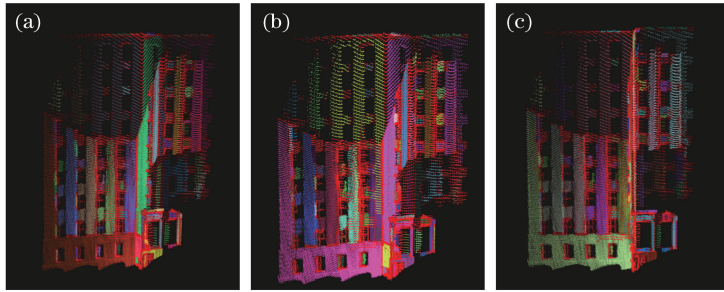


图5 不同曲率阈值下的建筑物分割效果。(a) 0.5;(b) 1.0;(c) 1.5

Fig. 5 Building segmentation results under different curvature thresholds. (a) 0.5; (b) 1.0; (c) 1.5

1.5 时,可以有效地避免过分割,其分割结果更为合理。

#### 4 实验结果分析

实验平台采用 Intel Core i5-6400 CPU @ 2.70 GHz, 8 GB 内存 Windows 10 64 位操作系统, Visual Studio 2013 Visual C++ Win32 控制台应用程序, 开源点云库 PCL 1.7.2。区域生长算法的目的是在平滑约束条件下将足够接近的点聚类在一

起,因此,其输出的是一组点云簇,每一个簇均可以被认为是同一区域表面的一部分点簇,分割时标注分割结果的颜色是随机产生的。针对实验点云数据整体曲率变化不大的特点,并依据上文中曲率阈值调试的结果,将曲率阈值设定为 1.5。分别用改进的区域生长分割方法和传统的区域生长分割方法对预处理后的场景点云图像进行分割,并且对分割后得到的点云簇数量进行了统计。实验结果如图 6、7 和表 2 所示。

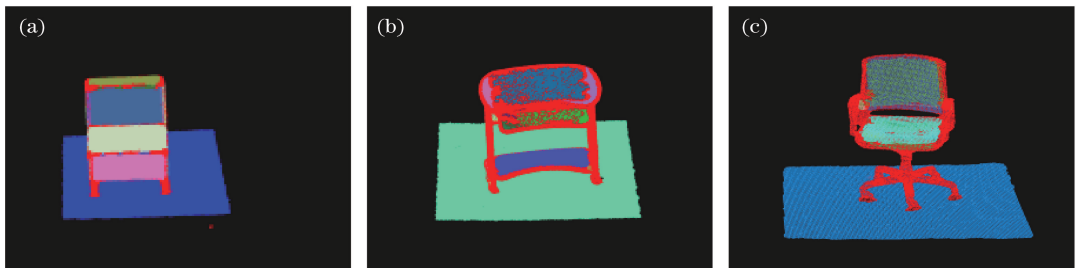


图6 本文算法得到预处理后的点云分割结果。(a)沙发;(b)桌子;(c)椅子

Fig. 6 Point cloud segmentation results after pretreatment with the proposed algorithm.

(a) Sofa; (b) table; (c) chair

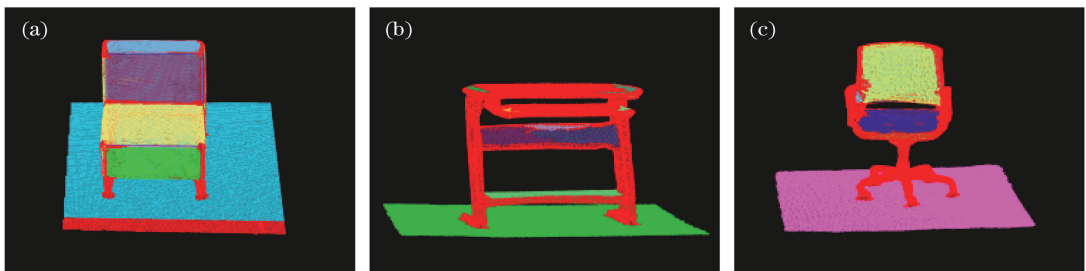


图7 传统的区域生长算法得到预处理后点云分割结果。(a)沙发;(b)桌子;(c)椅子

Fig. 7 Point cloud segmentation results after pretreatment with traditional regional growth algorithm.

(a) Sofa; (b) table; (c) chair

表2 分割后得到的点云簇数量

Table 2 Number of points cloud clusters after segmentation

Algorithm	Sofa	Table	Chair
Improved algorithm	32	20	17
Traditional algorithm	35	24	18

从实验结果可以看出,传统的区域生长算法在图 7(a)和图 7(c)中均出现了局部区域的过分割,相对于传统算法,本文算法的分割更为准确,能够有效分割图像和分离出非平面区域,边界保持性良好,生长过程相对于传统的区域生长算法更加稳定,避免

局部区域的过分割。

## 5 结 论

以微软 Kinect 2.0 扫描的 PCD 格式的三维点云数据作为研究对象,采用统计滤波和体素栅格对点云数据的噪声和冗余数据进行移除,保证了后续分割的质量和效率。针对传统区域生长选取种子节点方式的不足,通过对点云各个点的曲率进行排序,将曲率最小的点设置为种子节点,避免了重叠分割,减少了分割总段数,在一定程度上克服了传统区域生长的不稳定。实验结果表明,该算法对曲率变化不大的点云数据分割效果较好,其结果更为准确合理。本文算法的阈值设定需要人工调试,如何在保证分割效果的前提下,结合点云数据的特征自动选取合理的阈值,是下一步工作的重点。

### 参 考 文 献

- [1] Hofmann A D, Maas H G, Streilein A. Knowledge-based building detection based on laser scanner data and topographic map information [J]. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2002, 34 (3/A): 169-174.
- [2] Pu S, Vosselman G. Automatic extraction of building features from terrestrial laser scanning [J]. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2006, 36: 33-39.
- [3] Boulaassal H, Landes T, Grussenmeyer P. Automatic extraction of planar clusters and their contours on building façades recorded by terrestrial laser scanner [J]. *International Journal of Architectural Computing*, 2009, 7(1): 1-20.
- [4] Tarsha-Kurdi F, Landes T, Grussenmeyer P. Hough-transform and extended RANSAC algorithms for automatic detection of 3D building roof planes from LIDAR data [J]. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Systems*, 2007, 36: 407-412.
- [5] Wang Y H, Hao W, Ning X J, *et al.* Automatic segmentation of urban point clouds based on the Gaussian map [J]. *The Photogrammetric Record*, 2013, 28(144): 342-361.
- [6] Biosca J M, Lerma J L. Unsupervised robust planar segmentation of terrestrial laser scanner point clouds based on fuzzy clustering methods [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2008, 63 (1): 84-98.
- [7] Wang Y N. Research of Segmentationalgorithm for scattered point cloud based on local convexity [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2016.  
王雅男. 基于局部表面凸性的散乱点云分割算法研究 [D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2016.
- [8] Zucker S W. Regionrowing: childhood and adolescence [J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1976, 5(3): 382-399.
- [9] Gao F. 375 cases of MATLAB image processing [M]. Beijing: Posts and Telecommunications Press, 2015.  
高飞. MATLAB 图像处理 375 例 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2015.
- [10] Zhang L, Guo L M, He W, *et al.* An image segmentation algorithm based on maximal variance between-class and region growing [J]. *Information and Electronic Engineering*, 2005, 3(2): 91-96.  
张玲, 郭磊民, 何伟, 等. 一种基于最大类方差和区域生长的图像分割法 [J]. *信息与电子工程*, 2005, 3 (2): 91-96.
- [11] Angelina S, Suresh L P, Veni S H K. Image segmentation based on genetic algorithm for region growth and region merging [C]. *Computing, Electronics and Electrical Technologies*, 2012: 970-974.
- [12] Xiao X M, Ma Z, Cai Z X, *et al.* Road image segmentation based on an adaptive region growing [J]. *Control Engineering of China*, 2011, 18 (3): 364-368.  
肖晓明, 马智, 蔡自兴, 等. 一种自适应的区域生长算法用于道路分割 [J]. *控制工程*, 2011, 18 (3): 364-368.
- [13] Besl P J, Jain R C. Segmentation through variable-order surface fitting [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10 (2): 167-192.
- [14] Chen J, Chen B Q. Architectural modeling from sparsely scanned range data [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 78(2/3): 223-236.
- [15] Vosselman G, Gorte B G H, Sithole G, *et al.* Recognising structure in laser scanner point clouds [C]. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2004, 46(8): 33-38.

- [16] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, *et al.* Towards 3D Point cloud based object maps for household environments [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2008, 56(11): 927-941.
- [17] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2011: 1-4.
- [18] Chen X J, Zhang G, Hua X H. Point cloud simplification based on the information entropy of normal vector angle[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(8): 0814003.  
陈西江, 章光, 花向红. 于法向量夹角信息熵的点云简化算法[J]. *中国激光*, 2015, 42(8): 0814003.
- [19] Li R Z, Yang M, Liu Y Y, *et al.* An uniform simplification algorithm of scattered point cloud[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(7): 0710002.  
李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法[J]. *光学学报*, 2017, 37(7): 0710002.
- [20] Zhu D H. The PCL learning course of point cloud library[M]. Beijing: Beihang University of Press, 2012.  
朱德海. 点云库 PCL 学习教程[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- [21] Bentley J L. Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. *Communications of the ACM*, 1975, 18(9): 509-517.
- [22] Awwad T M, Zhu Q, Du Z Q, *et al.* An improved segmentation approach for planar surfaces from unstructured 3D point clouds [J]. *The Photogrammetric Record*, 2010, 25(129): 5-23.