

# 一种新的点云平面混合分割方法

闫利<sup>1</sup> 谢洪<sup>1</sup> 胡晓斌<sup>1</sup> 鲍秀武<sup>1</sup>

(1 武汉大学测绘学院,武汉市珞喻路129号,430079)

**摘要:**为了同时提高点云平面分割效率与可靠性,提出了一种新的将区域增长与RANSAC相结合的点云平面分割方法。该方法通过对八叉树节点进行平面度测试实现种子平面的自动遴选,将节点平面参数作为区域增长约束得到初始分割结果。实验证明了该方法能够高效可靠地实现散乱点云平面分割。

**关键词:**散乱点云;八叉树结构;平面分割;区域增长;RANSAC

**中图法分类号:**P237.3

近年来,随着三维激光扫描系统软硬件的迅速发展,尤其是移动三维扫描仪<sup>[1]</sup>的迅速发展与应用,三维激光扫描技术成为高效获取城市三维空间信息的最主要的技术手段之一<sup>[2]</sup>。由于平面往往代表了扫描场景中的主要信息,因而平面分割成为了点云处理中的研究热点及难点之一,在点云配准<sup>[3]</sup>、建筑重建<sup>[4]</sup>、机器视觉<sup>[5]</sup>等方面有着重要应用。

目前,针对散乱点云的平面分割主要有基于区域增长<sup>[6]</sup>、基于模型拟合<sup>[7]</sup>及基于特征聚类<sup>[8]</sup>等3大类方法<sup>[9]</sup>。为了同时提高点云平面分割效率以及可靠性,本文提出了一种基于点云八叉树结构的散乱点云平面混合分割方法。该方法通过依次对不同深度的八叉树叶节点进行平面度测试并选择最优平面作为区域增长的种子平面,提高种子平面的可靠性。为了提高分割算法的抗噪性能,解决区域增长的过分割问题,在对区域增长的初始分割结果进行合并处理和后期精化过程中引入RANSAC算法,由于初始分割单元的样本较小且已经具有较为可靠的平面参数,能够很大程度上提高参数估计效率。

## 1 基于八叉树的点云初始分割

基于八叉树结构的点云区域增长初始分割主要包括以下两个基本迭代步骤。

1) 八叉树节点平面度测试及区域增长。主

要提取八叉树中共面节点平面参数,并根据该参数进行区域增长,获取并标识符合该平面的相邻点。

2) 节点二次划分。如果子节点中仍存在不共面且未被标识的点,对该子节点继续进行八叉树划分及分割,直至所有点通过平面测试或被标识。算法的整体流程图如图1所示。

### 1.1 八叉树结构及节点平面度测试

本文分割方法首先需要对散乱点云构建八叉树索引结构,采用八叉树索引结构的优点主要在于:①提高区域增长过程中点云邻域查询效率;②将区域增长分割过程局限于八叉树子节点内,提高分割算法对点云数据量的适应性及小尺度平面的探测能力;③通过对八叉树节点进行平面度测试,自动遴选节点内平面作为区域增长的种子平面,提高种子平面选择的可靠性。

八叉树叶节点中的点云个数阈值是八叉树构建过程中重要参数,过大的阈值会降低邻域查询及节点平面度测试效率,过小的阈值会导致八叉树节点数据增加,降低节点内种子平面参数可靠性。为了达到分割效率及可靠性的平衡,以多数节点能够表现明显局部平面特征为原则来进行该参数的设置,对于目前常用地面激光扫描系统,宜将该阈值设置为100~200之间。

节点平面度测试是为了验证当前处理节点中的未标识点是否共面并以此来判定该节点是否需要进一步分割并提取节点平面参数作为区域增长

收稿日期:2013-03-26。

项目来源:国家自然科学基金资助项目(40971192);武汉大学博士研究生自主科研资助项目(214275573)。

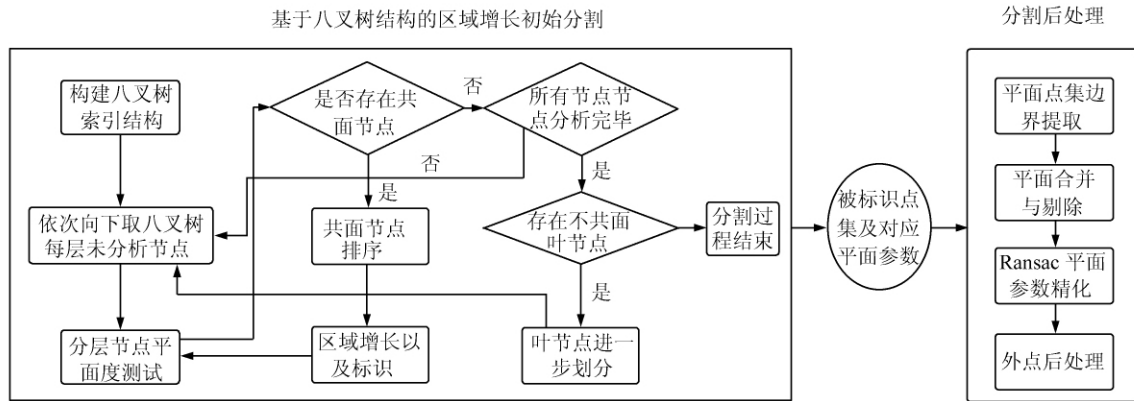


图1 分割算法整体流程

Fig. 1 Flowchart of the Segmentation Algorithm

种子平面。平面度测试主要包括了共面性测试以及共线性测试两个方面<sup>[10]</sup>。假设给定节点内的点集  $\text{Node}(p)$ ,  $O_{\text{node}}$  为  $\text{Node}(p)$  的质心点, 构建的  $\text{Node}(p)$  的方差协方差矩阵  $M_{\text{node}}$  为:

$$M_{\text{node}} = \sum_{p \in \text{Node}(p)} (p - O_{\text{node}})(p - O_{\text{node}})^T \quad (1)$$

$M_{\text{node}}$  的特征值向量为  $V_{\text{eigen}}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$  ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ ), 则共面性  $P_{\text{node}}$  以及共线性  $L_{\text{node}}$  分别为:

$$P_{\text{node}} = \ln(\lambda_1/\lambda_3) L_{\text{node}} = \ln(\lambda_1/\lambda_2)/\ln(\lambda_2/\lambda_3) \quad (2)$$

$P_{\text{node}}$  越大表示点集共面性越高;  $L_{\text{node}}$  越小表示点集的共线性越小, 也即平面参数可靠性越高。为了确定两种参数的阈值, 可根据实际的扫描点云选择典型平面区域求两种参数作为阈值, 一般情况下, 当满足  $P_{\text{node}} \geq 4$  且  $L_{\text{node}} \leq 0.8$ , 认为点集属于同一平面<sup>[10]</sup>。如果  $\text{Node}(p)$  满足  $P_{\text{node}} \geq 4$ , 则该节点标识通过平面度测试; 如果满足  $L_{\text{node}} \leq 0.8$  则为共面节点, 否则为共线节点; 如果节点中点个数小于 3, 则认为其为孤立节点。如果节点为共面节点, 则对应的  $O_{\text{node}}$  为拟合平面重心,  $\lambda_3$  所对应的特征向量为拟合平面法向量。图 2 中表示了几种典型的节点平面度测试情况。

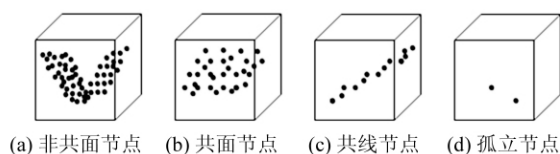


图2 典型节点平面度测试情况

Fig. 2 Typical Types of Node Flatness

## 1.2 区域增长及点标识

为了选择最佳的区域增长种子平面, 按深度顺序依次对八叉树子节点进行平面度测试, 然后对该层中的共面节点按共面性由大到小排序, 依次选择对应节点作为种子平面。在区域增长过程

中, 重复选择种子节点内的未被标识点作为新的种子点, 根据其邻域点到种子平面参数的距离是否超过设定阈值  $\text{Th}_{\text{dist}}$  来标识八叉树结构中所有属于该平面的点。  $\text{Th}_{\text{dist}}$  是控制区域增长过程的重要参数, 过小会引起过分割现象, 导致分割后处理中合并过程耗时较长, 过大则会引起过增长导致欠分割现象, 使得后处理过程中参数精化耗时较长。为了达到两者均衡, 根据种子节点的平面回归残差来动态设置  $\text{Th}_{\text{dist}}$ 。

采用基于邻域的区域增长能够将有效的将点云中共面但不连通的平面点进行分割(图 3(c))。对于区域增长中邻域查询距离阈值, 一般取为 2~3 倍平均点间距。

## 1.3 节点二次划分

节点二次划分在对八叉树叶节点进行 § 1.1 及 § 1.2 中的步骤后, 对仍存在非共面未标识点的叶节点进行进一步的八叉树划分过程, 并在划分后再次进行前述分割步骤。如果所有叶节点中的所有点都被标识或叶节点中的个数小于等于 3, 节点的二次划分过程终止。需要注意的是, 如果叶节点中的点个数小于 3 且未赋予平面标识, 其将被标记为孤立点。如果所有节点都不需要二次划分, 则基于八叉树的分割过程完毕, 转而进行分割平面后处理过程。节点二次划分及孤立点示意图见图 3(d)。

## 2 分割后处理

在前述区域增长分割过程中, 由于点云中包含随机噪声, 分割结果会存在着不同程度的过分割现象以及欠分割现象(图 4(b))。为了解决该问题, 对初始分割结果进行后处理, 主要包括了平面合并与剔除、平面参数精化与外点重标识

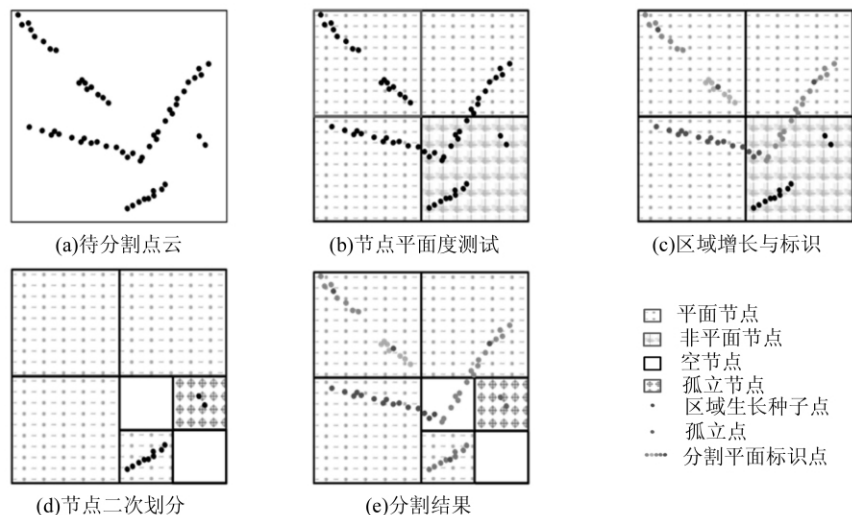


图 3 本文分割过程示意图

Fig. 3 Schematic of Presented Segmentation Process

两个阶段。

### 2.1 平面合并与剔除

平面合并是为了解决在区域增长中的过分割问题,该过程将经过分割后连通共面但具有不同平面标识的点集进行合并,采用了一种基于分割平面邻域关系及平面法向量夹角作为约束的平面区域生长方法。在平面区域增长过程中,依次选取面积最大的平面作为种子平面,如果相邻平面的法向量与种子平面的法向量夹角在阈值范围内(一般设为  $5^\circ$  左右),则进行平面合并并更新合并后平面参数及边界,重复该步骤至所有平面均被处理,平面合并见图 5(a)。平面剔除是为了剔除在分割过程中面积过小的零碎无用平面区域。

### 2.2 平面参数精化与外点重标识

受点云随机噪声的影响,分割结果中会存在着由过增长引起的将平面边界点分割到相邻平面的欠分割现象。为了解决该问题,其核心是提高初始分割平面区域的平面参数精度,即平面参数精化。为了提高分割算法的抗噪性,在平面参数精化阶段引入 RANSAC 算法。在平面参数精化阶段,为了减少该阶段耗时,首先根据分割单元的最大残差值  $Resi_{max}$  来判断其是否参与精化过程,如果  $Resi_{max}$  大于设定阈值  $Th_{reg}$  则认为该区域平面参数需要精化。较为合理的  $Th_{reg}$  可根据全局的  $Resi_{max}$  均值来进行设置,RANSAC 参数估计阶段中的距离阈值也根据  $Resi_{max}$  来设置。由于参与平面参数精化的各分割单元的样本较小,而且已经具有可靠的近似平面参数,能够很大程度上提高 RANSAC 参数提取效率。

分割单元在经过参数精化后,其边界欠分割

区域的点会重新标识为未分割点,即外点。外点重标识是将外点重新进行平面标识的过程。由于外点处于平面的相邻边界区域,根据比较外点到相邻分割平面的距离大小并将小距离对应的平面标识赋予外点即可完成外点重标识过程。

## 3 实验与分析

### 3.1 实验数据

实验部分以某船体舱室内扫描点云作为实验数据,由 Leica 扫描仪 HDS 6000 扫描获得,点云数据量为 75 万,平均扫描距离为 20 m,平均点间距为 40 mm。图 4(a)为实验数据显示结果,实验数据中包含了不同尺度的平面点云(图 4(a)中圆形框内所示,框内区域为小尺度平面区域),存在大量共面但是不连通的小平面(图 4(a)中矩形框内所示)。通过人工判别,点云主要分布在 16 个不同空间位置的平面上。

### 3.2 实验结果与分析

采用 C++ 实现了本文分割算法,算法运行平台为 Win7 32 位系统,主要硬件配置为 Intel Core i7 及 4G 内存。在利用本文分割方法对实验数据进行分割过程中,八叉树子节点点数阈值设置为 100,根据点间距设置区域增长邻域查找距离阈值为 100 mm,后处理阶段中平面剔除的面积阈值设置为  $10^4 \text{ mm}^2$  (为距离阈值的平方),RANSAC 参数估计阶段概率阈值设为 0.99,其余阈值根据前述原则进行设置。

初始分割分割结果如图 4(b)所示,分割耗时(包括构建八叉树耗时)52 167 ms,分割单元数目

为 1 269 类,分割结果中存在的过分割现象(图 4(b)中矩形框内所示),欠分割现象(图 4(b)中圆形框内所示)。对初始分割结果进行分割后处理后,分割类数为 249 类,对应 16 种不同平面参数,后处理结果如图 5(a)所示。

为了验证算法效率和抗噪性,实验还将本文的分割方法与基于 RANSAC 模型拟合的分割方法(相关阈值设置为一)进行了相关分割参数指标比较。基于 RANSAC 模型拟合的分割方法分割效果如图 5(b)所示。表 1 中统计了两种方法对于实验数据的总分割耗时、平均每类分割耗时、分割类别数目、拟合残差(取为所有分割单元的平面拟合残差均值)等指标。

从实验数据分割效果与表 1 中相关指标比较

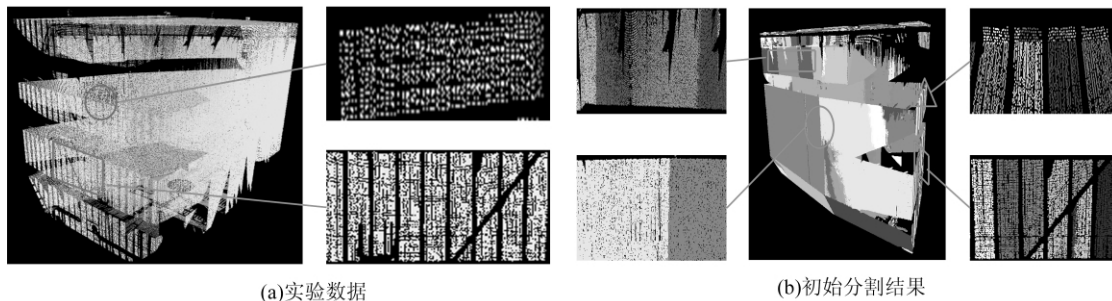


图 4 实验数据以及初始分割结果

Fig. 4 Experimental Data and Initial Segmentation Results

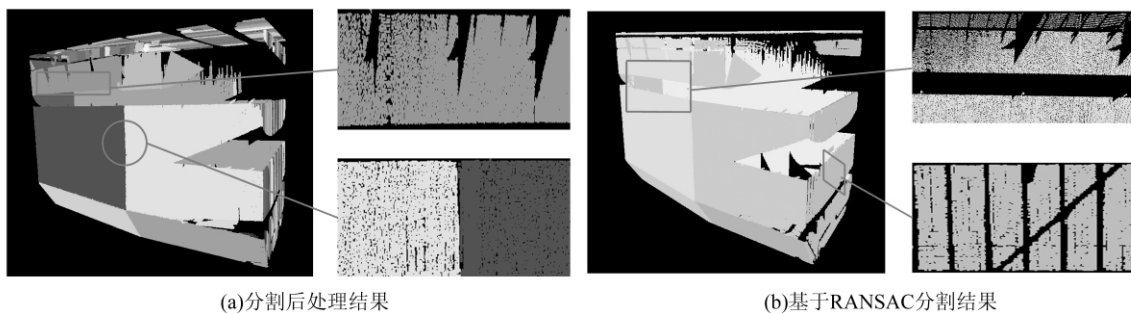


图 5 分割后处理结果及基于 RANSAC 的分割结果

Fig. 5 Segmentation Results after Post Processing and Segmentation Based on RANSAC

表 1 两种不同分割方法的相关指标统计

Tab. 1 Statistics of Relevant Indicators Based on Different Segmentation Methods

分割方法	总分割耗时/ms	分割类别数目	平均每类分割耗时/ms	拟合残差/mm
本文方法	53 569	249	215	14.3
RANSAC 方法	72 951	16	4 559	13.9

## 4 结 语

本文利用八叉树结构将区域增长及模型拟合两类分割方法有机结合起来,提出了一种新的散

乱点云平面分割混合方法。通过八叉树节点平面度测试解决区域增长方法中种子平面的自动可靠选择问题,在初始分割结果后处理阶段利用分割单元邻域关系以及 RANSAC 方法有效解决了区域增长中的过分割和过增长引起的欠分割问题。相对于传统 RANSAC 分割方法而言,本文方法在保证分割算法抗噪性能的同时,有效解决了 RANSAC 分割中的欠分割问题,而且分割效率明显提高。进一步的工作主要在于将本文分割方法与海量点云管理的八叉树索引结构相结合,进行基于内外存调度的海量点云分割。

## 参 考 文 献

- [1] 魏征,董震,李清泉,等. 车载 LiDAR 点云中建筑物立面位置边界的自动提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012,37(11):1 311-1 315
- [2] 刘亚文, 庞世燕,左志奇. 蚁群算法的建筑立面点云数据提取[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(11) :1 307-1 310
- [3] Yao Jian,Ruggeri M R,Taddei P,et al. Automatic Scan Registration Using 3D Linear and Planar Features[J]. 3D Reaserch,2010,1(3): 1-18
- [4] Sampath A,Shan J. Segmentation and Reconstruction of Polyhedral Building Roofs from Aerial Lidar Point Clouds[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2010,48(3): 1 554-1 567
- [5] Pathak K, Vaskevicius N. Fast 3D Mapping by Matching Planes Extracted from Range Sensor Point-Clouds[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and systems, St. Louis, USA,2009
- [6] Pu S, Vosselman G. Automatic Extraction of Building Features From Terrestrial Laser Scanning[C]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Saptial Information Sciences, Dresden,Germany, 2006
- [7] Kotthausen T, Mertsching B. Triangulation-Based Plane Extraction for 3D Point Clouds[C]. ICIRA 2012, Montreal, Canada, 2012
- [8] 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 and Remote Sensing, 2008,63(1): 84-98
- [9] Awwad T M, Zhu Q. An Improved Segmentation Approach for Planar Surfaces from Unstructured 3D Point Clouds [J]. The Photogrammetric Record, 2010,25(129): 5-23
- [10] Garcia-Selles D, Falivene O, et al. Supervised Identification and Reconstruction of Near-planar Geological Surfaces from Terrestrial Laser Scanning[J]. Computers and Geosciences, 2011,37: 1 584-1 594

第一作者简介:闫利,教授,博士生导师。现从事摄影测量、遥感图像处理和三维激光扫描测量技术的研究。

E-mail:lyan@sgg.whu.edu.cn

## A New Hybrid Plane Segmentation Approach of Point Cloud

YAN Li<sup>1</sup> XIE Hong<sup>1</sup> HU Xiaobin<sup>1</sup> BAO Xiuwu<sup>1</sup>

(1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

**Abstract:** To improve the efficiency and reliability of plane segmentation for point cloud simultaneously, a novel segmentation approach with the combination of region growing and RANSAC is presented. For the automatic selection of the seed plane, the octree nodes are verified for their flatness, the parameters of which are using as the region growing constraints to get the initial segmentation results. Then the nodes are checked for the need of further division and segmentation according to the initial results. The final results are gained after the post-processing of merging and refining parameters using RANSAC. During the segmentation process, the computation of the points' properties such as normal vector is not required. The implemented experiment shows that our method is efficient and robust.

**Key words:** point cloud; octree structure; plane segmentation; region growing; RANSAC

**About the first author:** YAN Li, professor, Ph.D supervisor. His main research interests are remote sensing image processing and 3D laser imaging radar.

E-mail: lyan@sgg.whu.edu.cn