

# 基于超体素的 LiDAR 点云粘连目标分割算法

赵成伟<sup>1,2</sup>, 吴云东<sup>3</sup>, 蔡国榕<sup>3</sup>, 陈水利<sup>4</sup>

(1. 集美大学理学院, 福建 厦门 361021; 2. 厦门市无人机遥感应用工程技术研究中心, 福建 厦门 361021;  
3. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021; 4. 集美大学诚毅学院, 福建 厦门 361021)

**[摘要]** 针对点云地物分割结果中存在的粘连现象, 结合三维点云的空间分布和颜色信息, 引入过分割方法将点云集划分为超体素, 并构建加权图模型。在此基础上, 利用归一化分割方法实现点云粘连区域的目标分割。针对树木、建筑物的实验结果表明, 该方法对树木之间、树木与建筑物之间的粘连具有良好的分类效果。

**[关键词]** 超体素; 归一化分割; 点云; 分割算法

**[中图分类号]** TP 391.41

## Research of Segmentation Algorithm for LiDAR Point Cloud Based on Supervoxel

ZHAO Chengwei<sup>1,2</sup>, WU Yundong<sup>3</sup>, CAI Guorong<sup>3</sup>, CHEN Shuli<sup>4</sup>

(1. School of Science, Jimei University, Xiamen 361021, China; 2. Xiamen VAVRS Application Engineering Technology Research Center, Xiamen 361021, China; 3. Computer Engineering College, Jimei University, Xiamen 361021, China;  
4. Chengyi University College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** Due to the existence of adhesion phenomenon in the point cloud segmentation, by using combined with the spatial distribution and color information of the three-dimensional point cloud, this paper proposes an over-segmentation method to divide the point clouds into supervoxels, and then gives a weighted graph model. Hence, we realize the segmentation of point clouds adhesion areas using graph cut. In view of the trees, buildings, the experiment results show that the method has a good classification effect about the adhesion between the trees and buildings.

**Keywords:** supervoxel; graph cut; point cloud; segmentation algorithm

## 0 引言

三维激光扫描技术<sup>[1]</sup>以其快速化高精度的三维点云数据获取能力, 在建筑物数字化、城市三维重建<sup>[2]</sup>、城市规划、植被覆盖分析等方面得到了大量应用。相对于激光点云数据获取能力的快速提高, 点云数据的处理能力显得严重滞后, 基本处于手工作业阶段。对于海量的点云数据, 开展激光点云分割技术的研究, 对提高点云数据的应用程度至关重要。而城市三维目标种类繁多, 情况复杂, 为点云数据分割带来了很多不确定性。因此, 对点云数据进行目标分割是提高点云数据应用的重要步

**[收稿日期]** 2016-01-14

**[修回日期]** 2016-02-27

**[基金项目]** 国家科技支撑计划资助项目子课题 (2013BAC08B01-04)

**[作者简介]** 赵成伟 (1990—), 男, 硕士生, 从事图像处理、模式识别研究。通信作者: 吴云东 (1967—), 男, 教授, 从事影像信息处理、模式识别研究。E-mail: 960732491@qq.com。

骤。其中,点云数据中的粘连目标分割,是点云分割问题的难点。

点云数据的分割方法主要有基于扫描线的<sup>[3-5]</sup>、基于面片的<sup>[6-8]</sup>和基于图论的三种<sup>[9-12]</sup>。基于扫描线的分割方法主要针对一条或若干条扫描线,按照特定顺序,利用扫描线上点的邻接空间分布信息,通过阈值约束实现点云数据分割;基于面片的分割方法利用点云数据局部法向量、曲率、梯度等特征,通过点云数据面片的分割与合并,实现点云数据分割;基于图论的分割方法是把目标分割成不同部分,利用类内差异最小化、类间差异最大化,通过构造能量函数实现点云数据分割。三维点云粘连目标分割是点云数据分割的一种特殊情况。针对粘连目标的分割问题,基于扫描线及基于面片的分割方法只考虑点云数据的局部分布信息,而未考虑到点云数据的整体分布信息,不能有效分割粘连目标。而基于图论的分割方法,利用每个节点构建加权图,构造能量函数,通过能量函数最小化,求解加权图的最小分割,使得图分割类内相似性最高、类间相似性最低,这种方法考虑点云数据的全局分布,能有效地保留粘连目标的边界信息。但是,基于图论的分割方法需要对每一个节点构造一个权值,计算复杂度高,即对内存的要求高,而三维点云的数据量大,利用该方法还需要简化数据,这使得简化数据不但要保持点云边界特征,还要映射回原始数据。

Wei Yao 等<sup>[13]</sup>提出了基于体素的归一化分割方法,它是利用八叉树体素<sup>[14]</sup>来完成数据采样及映射回原始数据。但是按规则格网划分数据的体素化<sup>[15]</sup>方法,会造成点云的边界特征损失。文献 [16-17] 提出了基于模糊  $C$  均值的聚类方法,通过优化目标函数得到样本点对所有类中心的隶属度,达到对样本聚类的目的,能够保持点云数据类内相似性及类间差异性,且这种聚类方法保留了聚类与原始数据之间的映射关系。本文拟通过模糊  $C$  均值的聚类方法用于生成超体素,利用模糊  $C$  均值聚类的类内相似性及聚类结果的非规则性,减少超体素中点云数据边界特征的损失,以期在此基础上提高基于图论的粘连目标分割方法的分割精度。

## 1 基于网格划分的超体素构造方法

通过对点云数据进行网格化划分,在每个网格中利用八叉树进行数据管理,利用模糊  $C$  均值算法实现点云数据聚类,以此构造超体素,实现数据下采样。

### 1.1 特征距离

利用模糊  $C$  均值聚类算法,需要计算每个样本点到聚类中心的特征距离。这里为了充分利用点云数据颜色信息及点云分布特征,构造了点云数据的 39 维特征,记为:  $\mathbf{F} = [x, y, z, R, G, B, FPFH_{1...33}]$ , 其中  $x, y, z$  是空间坐标,  $R, G, B$  是色彩空间的颜色信息,  $FPFH_{1...33}$  是 Rusu<sup>[18]</sup>提出的快速点特征直方图 (FPFH) 的 33 维特征描述子。特征距离表达式为:

$$D = \sqrt{\lambda D_c^2 / M^2 + \mu D_s^2 / D_{\text{seed}}^2 + \varepsilon D_{\text{Hik}}^2}, \quad (1)$$

其中  $D_c$  为点云数据颜色的欧氏距离,  $D_s$  为空间欧氏距离,  $D_{\text{Hik}}$  是在  $FPFH$  空间利用直方图交织核计算的距离。 $\lambda, \mu, \varepsilon$  为颜色、空间距离以及几何相似性的权重。由于三种不同的空间距离尺度不一,需要对  $D_c, D_s, D_{\text{Hik}}$  进行归一化处理,本文对空间距离  $D_s$  利用点云数据的最大距离  $D_{\text{seed}}$ , 实现归一化处理,对颜色距离  $D_c$  以一个常量  $M$  进行归一化。

### 1.2 生成超体素

基于网格划分的聚类方法的主要思想是将点云数据划分成一个个的小立方体,然后在各个立方体内部利用模糊  $C$  均值进行聚类,在完成点云数据聚类后,对于某些聚类中点云个数低于  $N$  的聚类,与邻接聚类进行合并,通过合并后,把每个聚类作为一个超体素。

模糊  $C$  均值算法的目的是最小化全局代价函数  $J(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ :  $J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^w |\mathbf{X}_k - \mathbf{V}_i|^2$ , 其中:  $c$  表示聚类个数,  $n$  为数据样本个数,  $w \in [1, \infty)$  是一个权重指数;  $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_{k1}, \mathbf{x}_{k2}, \dots, \mathbf{x}_{kn}\}$  为一个  $n$  维的数据向量;  $\mathbf{V} = \{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_c\}$  是一个聚类中心矩阵,其中  $\mathbf{V}_i$  为  $c$  维向量;  $\mathbf{U} = (\mu_{ik})$  是  $c * n$  维的

模糊分类矩阵,  $\mu_{ik}$  表示  $X_k$  属于第  $i$  类的隶属度, 且  $0 \leq \mu_{ik} \leq 1$ ,  $\sum_{k=1}^c \mu_{ik} = 1$ 。对目标函数  $J(U, V)$  进行最小化, 即对输入参量求导, 可以得到隶属度值:

$$\mu_{ik} = (|X_k - V_i|^{-2})^{(w-1)^{-1}} / \sum_{j=1}^c (|X_k - V_j|^{-2})^{(w-1)^{-1}}, \quad (2)$$

由此, 可以推导下一个聚类中心, 这里聚类中心以空间坐标最近的点作为新的聚类中心:

$$V_i = \sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^w x_{ik}) / \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^w, i = 1, 2, \dots, c. \quad (3)$$

模糊  $C$  均值算法的结束条件是两次目标函数的差小于某个确定阈值。基于模糊  $C$  均值的超体素生成算法如下:

- 1) 获取点云数据的外包围盒, 并将点云数据分成边长为  $r$  的等体积的立体网格;
- 2) 在每个网格中, 给定聚类数  $c$ , 权重指标  $w$ , 分类矩阵  $U = \mu_{ik}$ , 并在网格中选出聚类中心, 这里分类矩阵可以使用随机函数生成, 初始聚类中心可以随机选取;
- 3) 对每一个类, 计算点云数据中每个点到聚类中心的特征距离, 其计算公式如式 (1);
- 4) 计算目标函数, 利用公式 (2) 更新分类矩阵, 利用公式 (3) 更新聚类中心, 并判断当前目标函数的变化值是否满足结束条件, 若满足结束条件, 则停止迭代, 返回分类矩阵  $U$ , 否则转到 3)。

超体素的生成方法存在一个问题, 即在每个网格中把点云数据划分为相同数量的聚类, 导致某些聚类中点云个数偏少, 这里把聚类中点云个数少于  $N$  的聚类 and 周围聚类进行合并, 利用聚类中的点与周围聚类中的点的特征距离进行判别, 取特征距离最小的聚类进行合并。

在生成点云数据的超体素后, 原始点云数据被划分为多个超体素, 由这些超体素的质心点代表点云数据的子区域, 这样简化了点云数据的表示, 即为点云数据的下采样。这里取超体素中离质心点距离最近的点, 代表这个超体素。以每个超体素中  $RGB$  空间的各颜色分量的平均值, 作为该超体素采样结果的  $RGB$  值。图 1 为点云数据的超体素及点云数据下采样结果。

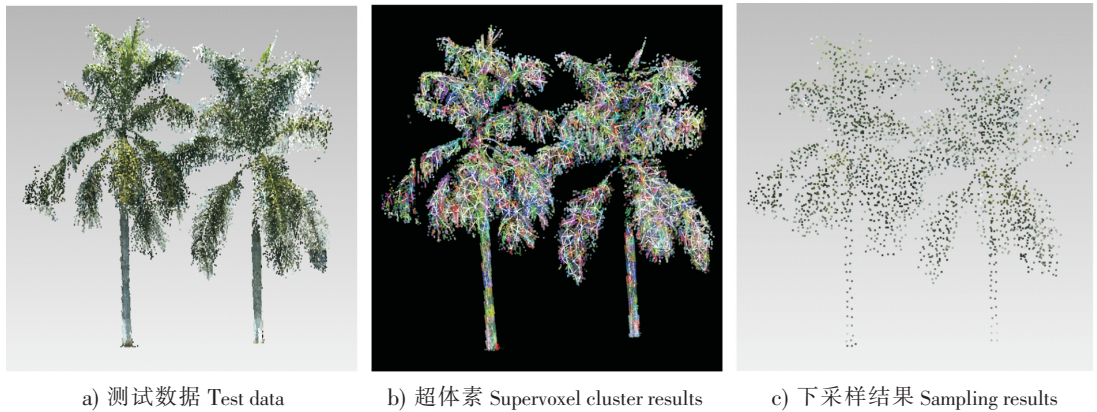


图 1 超体素采样结果

Fig.1 The sample results of supervoxel

## 2 归一化分割方法

归一化分割方法<sup>[11]</sup>是一种精确、有效的用于二维图像分割的方法, 本文对归一化方法进行修改, 以此来验证本文超体素聚类的有效性。基于超体素的归一化分割的目标是将加权图  $G$  划分成两个互相分离的超体素集合  $A$  和  $B$ 。经过划分后, 两个超体素集合组内的相似度达到最大, 超体素集合间的相似度达到最小。用于连接一对超体素边上的权值  $w_{ij}$  的计算公式如下:

$$w_{ij} = \begin{cases} \exp(-\|p_i^{XY} - p_j^{XY}\|/t_1\sigma_{XY}^2) \cdot \exp(-\|p_i^Z - p_j^Z\|/t_2\sigma_Z^2) \cdot e(-\|p_i^{RGB} - p_j^{RGB}\|/t_3\sigma_{RGB}^2), & D_{ij}^{XY} < R_1 \\ 0, & D_{ij}^{XY} \geq R_1 \end{cases}$$

其中  $p_i$  和  $p_j$  为超体素采样点,  $p_i^{XY}$  和  $p_j^{XY}$  为采样点在  $XY$  平面的坐标,  $p_i^Z$  和  $p_j^Z$  为  $Z$  轴坐标,  $p_i^{RGB}$  和  $p_j^{RGB}$  表示采样点的  $RGB$  信息,  $\sigma_{XY}^2$ ,  $\sigma_Z^2$ ,  $\sigma_{RGB}^2$  为采样点在水平、竖直方向及  $RGB$  空间的几何分布方差。  $R_1$  为水平距离阈值, 约束采样点在水平方向的最大有效距离。  $t_1$ ,  $t_2$ ,  $t_3$  为参数, 参数大小影响图分割效果。由于粘连情况主要是水平方向, 为保证能分割水平方向粘连, 故参数  $t_1 < t_2$ 。

基于超体素的归一化分割方法的代价函数定义为:

$$Ncut(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = cut(\mathbf{A}, \mathbf{B}) / assoc(\mathbf{A}, \mathbf{V}) + cut(\mathbf{A}, \mathbf{B}) / assoc(\mathbf{B}, \mathbf{V}), \quad (4)$$

其中,  $cut(\mathbf{A}, \mathbf{B})$  为连接超体素集合  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  的所有边上的权重总和;  $assoc(\mathbf{A}, \mathbf{V})$  为所有与超体素集合  $\mathbf{A}$  相连的边上的权重总和;  $assoc(\mathbf{B}, \mathbf{V})$  表示所有与超体素集合  $\mathbf{B}$  相连的边上的权重总和。

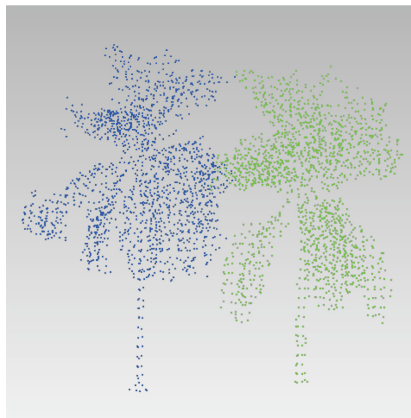
将加权图  $\mathbf{G}$  划分成两个超体素集合  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  的过程, 即为最小化公式 (4) 中的  $Ncut(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ 。这里, 最小化过程通过求解广义特征值来实现:

$$(\mathbf{D} - \mathbf{W})\mathbf{y} = \lambda \mathbf{D}\mathbf{y}, \quad (5)$$

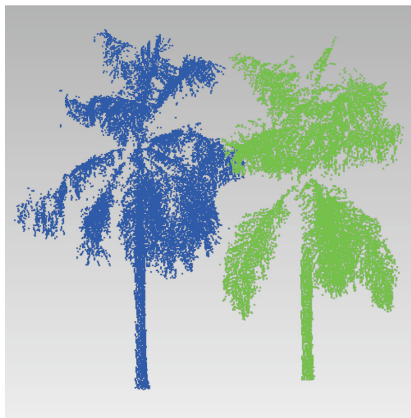
其中,  $\mathbf{W}$  为一权值矩阵, 该矩阵中的元素记录着加权图  $\mathbf{G}$  边上的权值, 即:  $\mathbf{W}(i, j) = w_{ij}$ 。矩阵  $\mathbf{D}$  为对角矩阵, 该矩阵中对角线上的第  $i$  行记录着与超体素  $i$  相连的所有边上的权值总和, 即:

$$\mathbf{D}(i, j) = \begin{cases} \sum_{m \in V} w_{im}, & i = j, \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$

通过对式 (5) 进行广义特征值分解, 可以得到一系列特征值 ( $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots$ ) 以及与特征值相对应的特征向量 ( $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3, \dots$ )。根据归一化分割策略<sup>[12]</sup>, 通过对第二个最小特征值 ( $\lambda_2$ ) 对应的特征向量 ( $\mathbf{e}_2$ ) 应用一个阈值将  $\mathbf{G}$  分割成两部分, 便可以实现图的分割。图 2 为利用归一化方法的分割结果及返回到原始数据的分割结果。



a) 归一化分割结果  
The results of normalized cut



b) 映射到原始数据的分割结果  
The segment result after return the original point clouds

图 2 分割结果返回原始数据

Fig.2 The segmentation about the original point clouds

### 3 试验结果和分析

#### 3.1 数据集和实验设置

本文测试数据采用了 Rigel 公司 VZ-4000 型激光扫描仪采集的点云数据, 利用 Geomagic 2013 采用手工筛选的方法, 选择粘连目标点云数据作为实验数据。为了与文献 [13] 的基于体素的归一化分割方法进行对比, 本文设置网格大小  $r$  为 0.6 m, 在每个网格中聚类个数  $c$  设置为 8 个, 以此保证超体素的个数与文献 [13] 方法的体素个数大致相同, 这里设置文献 [13] 方法的体素半径为 0.3 m。由于在聚类后, 会对点云数目较少的聚类进行合并, 故可以预见本文超体素个数要少于体素



个数, 这里设置的合并聚类中点云个数的阈值为 15, 即点云个数少于阈值的聚类会与邻近聚类进行合并。

图 3 为本文算法与文献 [13] 方法的下采样结果的重叠对比展示, 其中红色为本文算法采样结果, 绿色为文献 [13] 算法的采样结果。通过局部细节展示可以看出, 本文算法的采样点要比文献 [13] 方法的采样点要少, 本文算法在目标边界处可以把边缘处的点聚为一类, 减少下采样对边缘特征的损失。表 1 为本文算法的超体素个数与文献 [13] 方法的体素个数对比。通过数据对比, 也验证了本文算法的采样个数要少于文献 [13] 算法的采样个数。

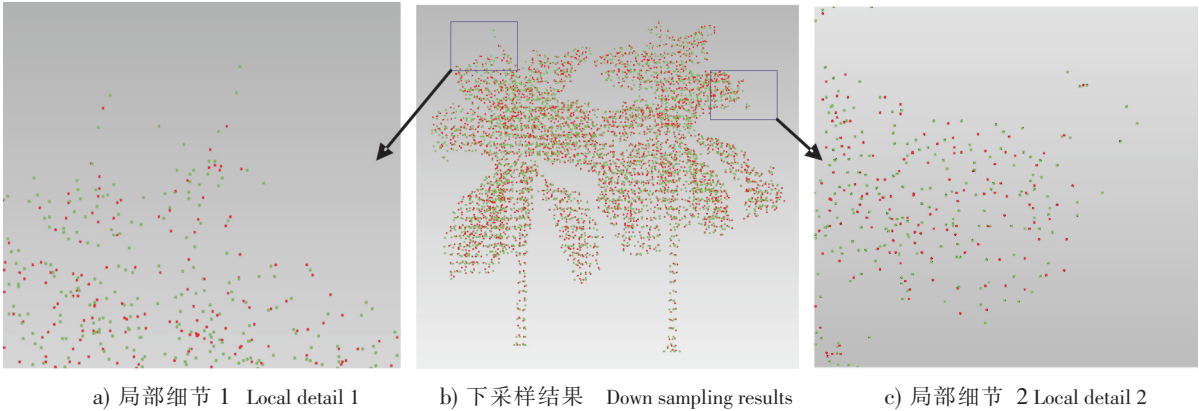


图 3 采样结果对比

Fig.3 The comparision of the down sampling results

表 1 数据采样个数对比  
Tab. 1 Downing sample numbers

数据集 Data assemblage	个			
	1	2	3	4
本文算法 This paper	3350	6605	7937	1329
文献[13]算法 Reference[13]	3382	6641	7968	1354

3.2 实验分析

图 4 至图 7 为本文算法分割结果与文献 [13] 算法分割结果的对比, 其 a 图都为文献 [13] 算法的分割结果, b 图都为本文算法的分割结果。为了能看出各独立目标的数据结构, 分割结果中不同目标用不同的颜色显示。

图 4 到图 7 为两种方法的对比展示, 其中箭头所指图像为黑色方框部分做局部细节放大。通过展示部分的细节对比, 可以看出本文算法的分割结果能够有效地保留目标点云数据边界信息, 且本文算法的分割误差更小, 故验证了本文算法的有效性。

为了定量评价本文方法的分割精度, 以图 4 到图 7 中标记为红色的目标作为对比对象, 以手动分割出的对应目标的点云数据作为评价的参考数据, 分别与本文算法和文献 [13] 算法的分割结果进行比较。表 2 为本文与文献 [13] 的分割算法与手动分割结果的数据统计结果。其中  $A$  为手动分割结果的点云个数;  $B$  为利用相关算法分割结果的点云个数;  $A \cap B$  为  $A$  与  $B$  共同的点云个数, 即分割结果中正确点的个数;  $B/A$  为在集合  $B$  但不在集合  $A$  的点云个数, 即实验结果中多出的点云个数;  $A/B$  为在集合  $A$  但不在集合  $B$  的点云个数, 即实验结果中遗漏的点云个数; 召回率是指正确分割的点云目标数与手动分割结果目标数的比率, 它衡量分割算法的查全率; 正确率是指正确分割的点云数与算法分割结果中的目标数的比率, 它衡量分割算法的查准率。

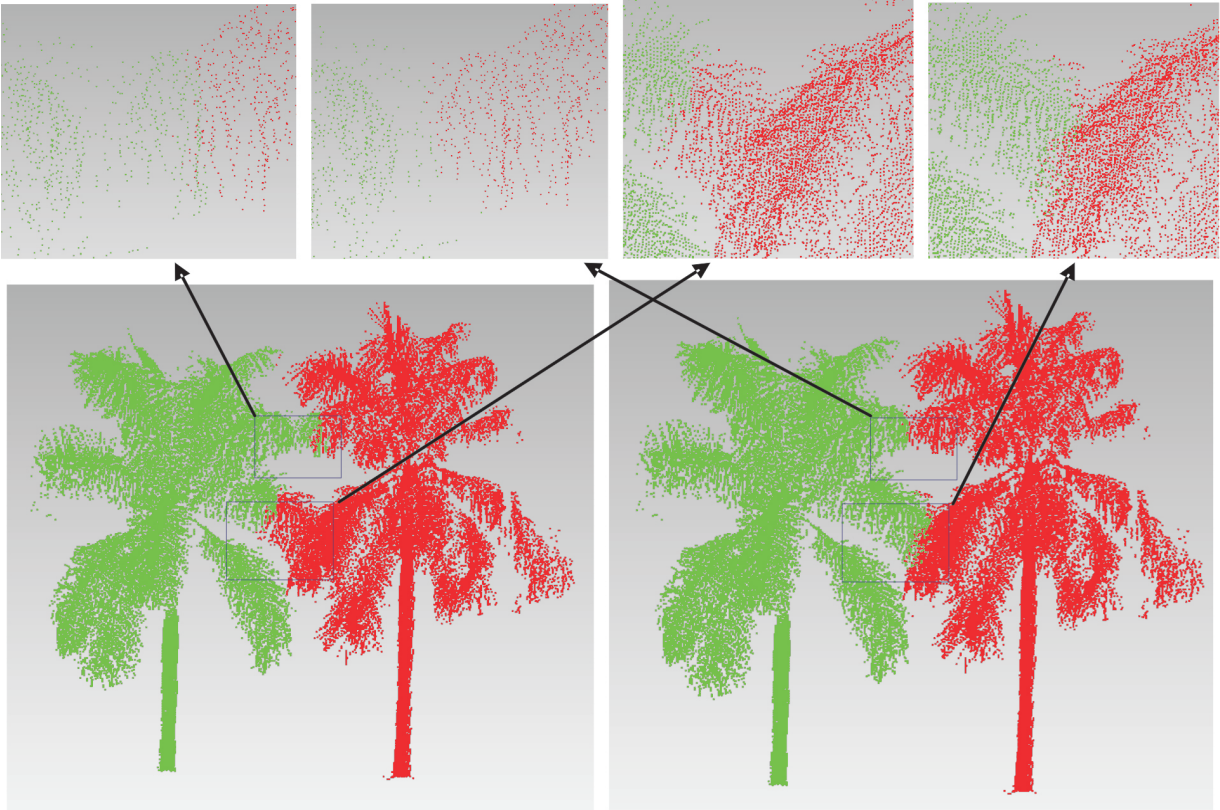


图 4 实验对比 1  
Fig.4 Experiment 1

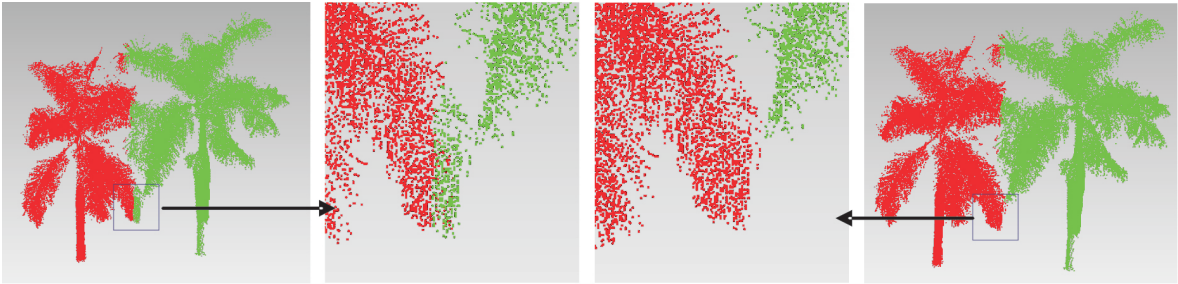


图 5 实验对比 2  
Fig.5 Experiment 2

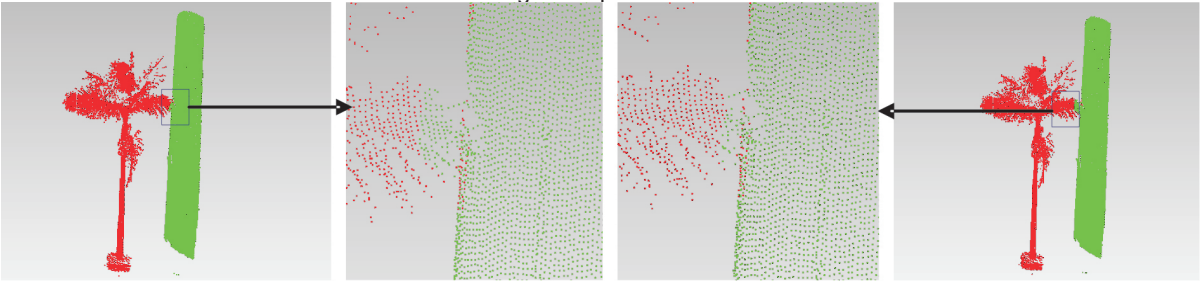


图 6 实验对比 3  
Fig.6 Experiment 3

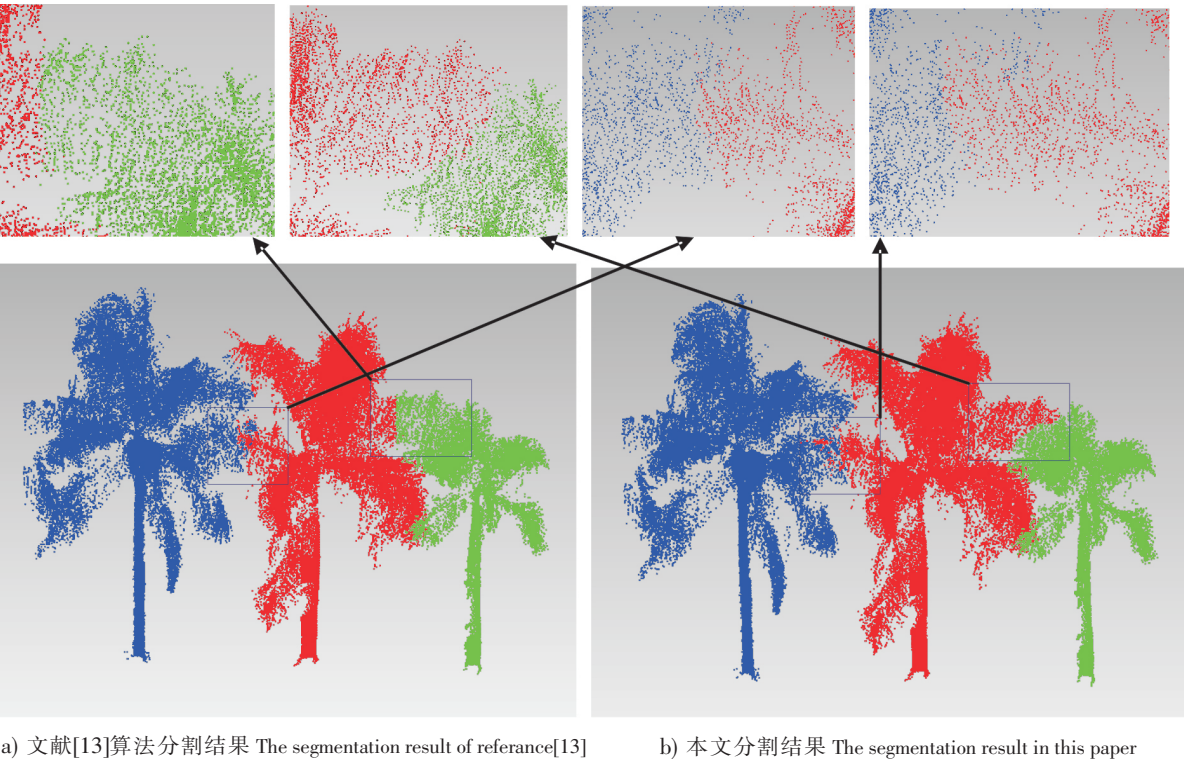


图 7 实验对比 4  
Fig.7 Experiment 4

表 2 两种算法分割结果统计对比  
Tab.2 The result of segment of two methods

算法 Method	数据 Data						个	
		A	B	$A \cap B$	$B/A$	$A/B$	召回率 Recall rate/%	正确率 Accuracy/%
文献[13] Reference[13]	1	17 903	18 308	17 644	664	259	98.553	96.373
	2	24 069	23 915	23 739	176	330	98.629	99.264
	3	5 699	5 584	5 584	0	115	97.982	100.000
	4	29 294	26 749	26 738	11	2 556	91.275	99.959
本文 This paper	1	17 903	18 255	17 782	473	121	99.324	97.409
	2	24 069	24 224	24 062	162	7	99.971	99.331
	3	5 699	5 634	5 634	0	65	98.859	100
	4	29 294	27 494	27 421	73	1 873	93.606	99.734

由表 1 的下采样数目对比可知, 本文算法的采样个数较文献 [13] 要少, 通过表 2 的对比结果可知, 本文算法错分割的点云数目要小于文献 [13], 其分割正确率相较于文献 [13] 也有所提高, 且本文算法的召回率要高于文献 [13], 平均有一个百分点的提高。这些可以说明, 本文超体素构造方法能够有效地保留点云数据的边界特征, 提高点云数据的分割精度, 亦即说明了本文算法的有效性。

4 结论

本文提出了一种利用网格划分的聚类方法构造超体素, 并在此基础上实现了基于超体素的归一化分割方法。与基于体素的分割方法相比, 本文的方法不仅充分利用点云数据的空间位置信息, 而且结

合点云数据的颜色及特征分布信息,能够有效地保留点云数据的边界特征。实验表明,本文提出的方法在处理点云数据粘连目标分割上具有有效性,且分割精度比基于体素的分割方法高。

## [ 参 考 文 献 ]

- [1] 徐源强,高井祥,王坚. 三维激光扫描技术 [J]. 测绘信息与工程, 2010, 35(4): 5-6.
- [2] 赵煦. 基于地面激光扫描点云数据的三维重建方法研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
- [3] ZHOU Y, WANG D, XIE X, et al. A fast and accurate segmentation method for ordered LiDAR point cloud of large-scale scenes [J]. IEEE Geoscience and Remote Scensing Letters, 2014, 11(11): 1981-1985. DOI:10.1109/LGRS.2014.2316009.
- [4] 管海燕,张剑清,邓非,等. 基于扫描线的城区机载激光扫描数据滤波算法研究 [J]. 测绘通报, 2007, 36(12): 9-13.
- [5] GEORGE SITHOLE, GEORGE VOSSSELMAN. Filtering of airborne laser scanning data based on segmented point clouds [J]. ISPRS, 2005, 36: 12-14.
- [6] YANG B, DONG Z. A shape-based segmentation method for mobile laser scanning point clouds [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 81: 19-30. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2013.04.002.
- [7] 杨必胜,董震,魏征,等. 从车载激光扫描数据中提取复杂建筑物立面的方法 [J]. 测绘通报, 2013, 42(3): 411-417.
- [8] ANH-VU VO, LINH TRUONG-HONG, DEBRA F LAEFER. Octree-based region growing for point cloud segmentation [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 104: 88-100. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2015.01.011.
- [9] GOLOVINSKIY A, FUNKHOUSER T. Min-cut based segmentation of point clouds [C] //IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, Piscataway: IEEE, 2009: 39-46. DOI:10.1109/ICCVW.2009.5457721.
- [10] REITBERGER J, SCHNORR C L, KRZYSZEK P, et al. 3D segmentation of single trees exploiting full waveform LiDAR data [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2009, 64(6): 561-574. DOI:10.1016/j.isprsjprs.2009.04.002.
- [11] JIANBO SHI, JITENDRA MALIK. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905. DOI:10.1109/34.868688.
- [12] KOLMOGOROV V, ZABIN R. What energy functions can be minimized via graph cuts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2): 147-159. DOI:10.1109/TPAMI.2004.1262177.
- [13] WEI YAO, WEI YUZHANG. Detection of 3-D individual trees in urban areas by combining airborne LiDAR data and imagery [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(6): 1355-1359. DOI:10.1109/LGRS.2013.2241390.
- [14] Only\_ CB. 下采样[EB/OL]. (2010-07-29)[2015-04-20]. [http://baike.baidu.com/link?url=ohSMHV4CSsPq8gHLol0\\_zGbq5j1gQ3DyxKHH6pWBvTGI3aFXD5yFWWbJJssIZ3yzf6RkMmWKYXh-mNiVxNYDXK](http://baike.baidu.com/link?url=ohSMHV4CSsPq8gHLol0_zGbq5j1gQ3DyxKHH6pWBvTGI3aFXD5yFWWbJJssIZ3yzf6RkMmWKYXh-mNiVxNYDXK).
- [15] ZABERG. 八叉树[EB/OL]. (2007-07-08)[2015-05-05]. <http://baike.baidu.com/view/1035343.htm>.
- [16] KEH-SHIH CHUANG, HONG-LONG TZENG, SHARON CHEN, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1): 9-15. DOI:10.1016/j.compmedimag.2005.10.001.
- [17] 陈水利,李敬功,王向功. 模糊集理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [18] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration [C] //2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'09), Kobe, Japan: IEEE, 2009: 3212-3217. DOI:10.1109/ROBOT.2009.5152473.

(责任编辑 朱雪莲 英文审校 黄振坤)