

# 基于分层聚合的行道树点云树干检测方法

徐景中\*, 贾潇冉, 程昭文

武汉大学遥感信息工程学院, 湖北 武汉 430079

**摘要** 行道树是城市绿地景观的重要元素之一,其检测对城市生态环境研究具有重要意义。针对移动激光扫描点云树干检测方法适用性低、检测结果精度低的不足,提出一种基于分层聚合的行道树点云树干检测方法。该方法在点云滤波及密度聚类预处理的基础上,根据城市行道树与其他典型地物特征差异,通过多特征约束方法筛选行道树点云,最后采用自下而上的分层聚类 and 多层合并方法完成树干点云的判别和提取。采用两组具有不同复杂度的行道树点云进行方法验证,结果表明,所提方法能有效完成不同场景复杂度的行道树树干提取,提取结果的准确率、召回率、F-measure 分别为 93.1%、94.4%、93.7%。即所提方法可用于密度差异大、点云不完整的行道树点云树干检测。

**关键词** 遥感; 树干检测; 分层聚合; 点云; 城市行道树

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221589

## Detection Method of Street Tree Trunks from Point Clouds Based on Multilayer Aggregation

Xu Jingzhong\*, Jia Xiaoran, Cheng Zhaowen

School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, Hubei, China

**Abstract** The detection of street trees is crucial to the study of the urban ecological environment because they are one of the key components of an urban green space landscape. Given the low applicability and accuracy of the mobile laser scanning point cloud trunk detection method, a method based on multilayer aggregation for identifying the trunk of the street tree point cloud is proposed. On the basis of point cloud filtering and density clustering preprocessing, this method filters point clouds of street trees using multi-feature constraint method according to the variation between urban street trees and other typical features. Then, the bottom-up multilayer clustering and cluster aggregation method is applied to complete the detection and extraction of the trunk point cloud. In this experiment, two groups of roadside tree point clouds with different complexities are carried out to validate the method. The results demonstrate that the proposed method can efficiently complete the extraction of roadside tree trunks with various scene complexities. The accuracy, recall, and F-measure of the extraction results are 93.1%, 94.4%, and 93.7%, respectively. In conclusion, the proposed method can be used to detect the trunk of roadside trees with large density differences and incomplete point clouds.

**Key words** remote sensing; trunk detection; multilayer aggregation; point cloud; urban street tree

## 1 引言

行道树信息提取对于树木资源调查、结构评价、园林规划和养护具有重要意义,也是开展城市生态研究和碳汇能力估算的前提及关键<sup>[1]</sup>。传统的行道树信息获取方式通常采用全站仪测量、RTK 测量<sup>[2-3]</sup>等人工方式,人工测量虽然精度高,但会受到来往车辆的干扰,危险性较大,周期长,工作效率低<sup>[4]</sup>。移动激光扫描

(MLS)技术能快速、精确、全天候地获取大量的行道树三维点云数据<sup>[5]</sup>,已成为目前获取行道树信息的重要手段。

大量的激光扫描点云不仅包含行道树点云,还包含建筑物、道路、车辆、路灯等点云,如何从中快速检测、提取行道树信息仍面临挑战。对此,有学者进行了一系列研究。Xia 等<sup>[6]</sup>提出一种使用多尺度几何特征的分类器来检测树干,该方法不需要进行圆形或圆柱

收稿日期: 2022-05-13; 修回日期: 2022-06-20; 录用日期: 2022-07-05; 网络首发日期: 2022-07-15

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFD1100405)、国家自然科学基金(41671450)

通信作者: \*jz\_xu@whu.edu.cn

拟合,也无需借助地形信息来确定树干的位置,但在树干检测之前需要构造复杂分类器对点进行分;尤磊等<sup>[7]</sup>提出一种模拟人工削枝的切平面分割方法提取树干点云,该方法可在成功提取树干的基础上保留其表面凹凸不平的特征,具有较好的提取效果;Xu等<sup>[8]</sup>采用圆拟合的方法利用MLS数据对居住环境中的树干进行检测,该方法对于数据不完整的树干也能准确提取,但检测性能高度依赖圆拟合过程,不能很好地分辨树干和其他杆状地物;李秋洁等<sup>[9]</sup>基于监督学习的树干点云检测器进行树干点云和非树干点云区分,并采用帧投影方法分割标识出每一根树干,检测结果较准确;李鹏鹏<sup>[10]</sup>针对MLS点云构建反向传播(BP)神经网络分类模型进行场景中杆状地物分类,提取行道树的树干,该方法不需要人工干预和阈值预设,分类准确率高,但需要大量样本,对于特征相近的地物,容易分类错误;Arachchige<sup>[11]</sup>提出一种基于树木点集主方向和形状约束的树干检测方法,该方法在复杂城市区域也能较好识别出树干,但对点云密度及树木点云完整性要求较高;徐姗姗<sup>[12]</sup>提出一种层次聚类的树干提取方法,该方法以每个点作为一个簇,将距离和主方向相近的簇进行合并,并采用二分图匹配算法得到最优点簇分割结果,该方法无需输入树木先验知识,解决了部分“过分割”和“欠分割”问题,但图匹配运算时间复杂度高,且树干检测效果依赖点云场景的复杂程度和数据完整性。

综上所述,虽然已有学者针对MLS点云的树木检测进行研究,并取得一些成果,但这些方法在处理不同场景的树干检测时仍存在不足,有些方法对于目标点云完整性要求较高,而有些方法仅针对简单场景的树木进行检测,难以适应复杂街道的行道树检测需求。对此,本文根据城市行道树点云分布特征,设计了一种分层聚合的树干检测方法,该方法在点云滤波及密度聚类预处理的基础上,根据行道树特点,通过点簇高程、面积等多特征约束方法提取树木点云,并采用自下而上分层聚类、多层合并方法实现行道树树干的判别及提取。

## 2 原理与方法

基于分层聚合的行道树点云树干检测方法流程如图1所示。

### 2.1 点云预处理

为克服地面点对行道树提取的影响,采用基于不规则三角网(TIN)加密的点云滤波算法<sup>[13-17]</sup>将MLS点云数据分为地面点和非地面点,从而剔除地面点对行道树检测的影响。在此基础上,利用地面点内插生成数字高程模型(DEM),对非地面点进行高度归一化处理,可以得到不受地形起伏影响的非地面点云,便于后续行道树点云提取。

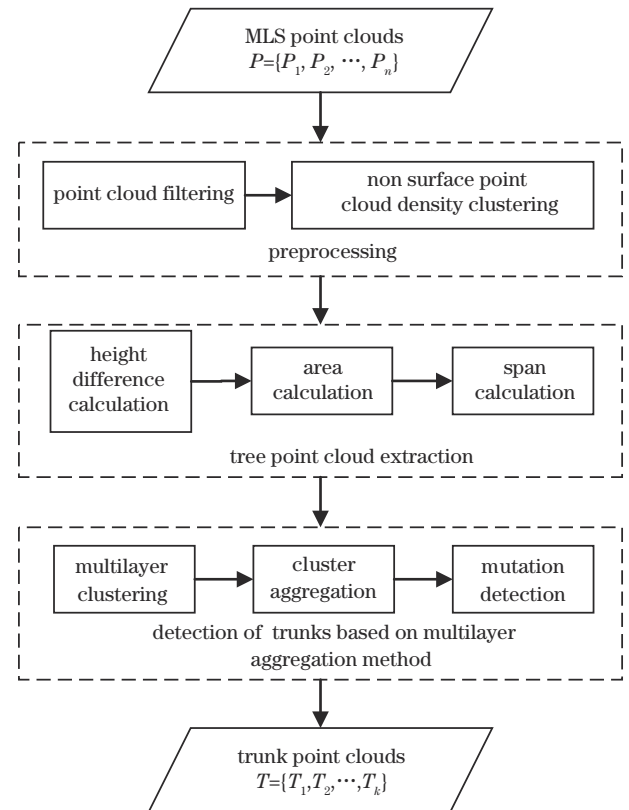


图1 树干检测流程图

Fig. 1 Flow chart of trunk detection

经过上述处理得到的非地面点中,不仅含有树木点云,通常还存在建筑物立面点、车辆以及交通路牌等目标点。考虑这些目标点云在空间上呈簇状分布,采用基于密度的噪声应用聚类(DBSCAN)算法进行非地面点云聚类处理。DBSCAN算法无需预先设置聚类中心和聚类簇数,便可以将具有足够高密度的区域划分为不同点簇,有效处理异常数据或噪声点,并识别出任意形状的簇形成聚类结果<sup>[18-20]</sup>。

DBSCAN算法需要预先确定2个参数:邻域半径 $\epsilon$ 及阈值 $T_{\text{MinPts}}$ 。然后,从点云 $O'$ 中任意选择一个未被访问的点 $O'_i$ ,若其 $\epsilon$ 邻域内包含的点数不小于 $T_{\text{MinPts}}$ ,在其邻域内寻找与 $O'_i$ 密度可达的所有点,将 $O'_i$ 与其对应的密度可达点组合成一个原始类簇;若 $O'_i$ 的 $\epsilon$ 邻域内包含的点数小于 $T_{\text{MinPts}}$ ,则标记 $O'_i$ 为噪声点。继续对 $O'$ 中任一未被访问的点重复以上步骤,直到所有点均被处理,则停止聚类。

其中,邻域半径 $\epsilon$ 的取值通过 $K$ -距离变化曲线确定。 $K$ -距离是指点 $O'_i$ 到点云 $O'$ 中其他所有点之间的距离中第 $K$ 近的距离。将点云 $O'$ 所有点的 $K$ -距离值按升序排列,拟合出 $K$ -距离变化曲线图,将图中发生急剧变化位置所对应的 $K$ -距离值确定为邻域半径 $\epsilon$ 的值。 $K$ 值通常等于阈值 $T_{\text{MinPts}}$ , $T_{\text{MinPts}}$ 一般设置为大于数据维度的值(默认值为5个点),可根据需求适当调整<sup>[21]</sup>。

2.2 基于多特征约束的树木点云提取

由于树木包含树干和树冠两部分,在垂直结构上呈现明显的特征差异,如树冠相比树干较宽,而且树干和树冠在水平面的投影差异也较大,而其他地物并不存在此类特点<sup>[22-23]</sup>。针对上述聚类结果,采用上下分层的分析方法筛选树木点簇。将每个聚类点簇按高度比例分为上下两部分进行多特征约束处理,点簇分层位置  $h_{\text{divide}}$  可以表示为

$$h_{\text{divide}} = Z_{\text{min}} + \eta \times (Z_{\text{max}} - Z_{\text{min}}), \quad (1)$$

式中: $\eta$ 为高度比例(默认为20%); $Z_{\text{min}}$ 、 $Z_{\text{max}}$ 分别为点簇最小、最大高度。

具体处理时,对树上下两部分点簇进行水平投影,并将投影点云进行格网化处理。投影点所在的格网列号和行号可以表示为

$$\begin{cases} N_{\text{col}} = \text{int}\left(\frac{x - x_{\text{min}}}{R_{\text{GSD}}}\right) + 1 \\ N_{\text{row}} = \text{int}\left(\frac{y - y_{\text{min}}}{R_{\text{GSD}}}\right) + 1 \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $x_{\text{min}}$ 和 $y_{\text{min}}$ 分别为测区点云 $x$ 、 $y$ 坐标的最小值; $R_{\text{GSD}}$ 为格网分辨率。

在此基础上,根据树木与其他地物上下层点簇投

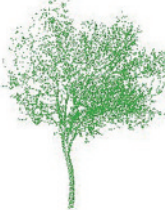


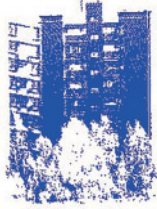








影分布的差异,采用点簇多特征约束处理筛选树木点云,典型地物点簇投影示意图如表1所示。特征约束处理包含以下方面:

1)高差特征 $\Delta h$ 。高差是指点簇中最低点与最高点的高程差异。车辆、花坛、垃圾箱、行人等地物高度偏低,一般不超过2 m,与树木的高度有一定差距。针对每个聚类点簇,统计其高程最大值和最小值,若两者高差小于阈值 $T_h$ (默认值为2 m),则标记为非树木点簇,将其剔除。

2)面积特征 $A$ 。面积是指聚类点簇在水平投影面所占的平面格网数目。面积计算包括两个层次:一是聚类点簇上层投影的面积 $A$ ,根据观察及对路灯灯头参数的搜集,路灯、路牌的投影面积一般不超过 $0.3 \text{ m}^2$ ,可以根据面积阈值 $T_A$ (默认值为30格子,格网分辨率为 $0.1 \text{ m}$ )剔除上层投影面积较小的聚类;二是聚类点簇上下两层投影面积比例 $A_r$ ,考虑到无论单株树木还是树冠粘连一起的行道树,上下两层投影面积均差异较大,而其他目标点云,比如建筑物、围墙等人工目标,其点簇上下两层投影面积差异不大,比值一般不超过3。因此,可以根据投影面积比阈值 $T_{A_r}$ (默认值为3)进行候选树木点簇的筛选。

表1 典型地物点簇投影示意图

Table 1 Schematic diagram of typical feature point cluster projection

Feature	Point cloud	Schematic diagram of upper part projection	Schematic diagram of lower part projection
Tree			
Building			
Street lamp			
Vehicle			

3) 跨度特征  $S$ 。跨度是指聚类点簇在水平面上的投影格网,在长度和宽度方向上的间距<sup>[24]</sup>。由于树冠的投影为近圆形,而一些建筑、路牌、广告牌等地物的投影为长条形,且宽度一般小于 1 m,因此分别计算每个聚类点簇所占的单元格网行、列号的最大值和最小值之差作为跨度。设投影格网在  $X$  方向和  $Y$  方向上的跨度分别为  $S_x$ 、 $S_y$ ,若聚类点簇的上层投影面积  $A_{up}$  与  $\sqrt{S_x^2 + S_y^2}$  比值(即该聚类的宽度)小于阈值(默认值

为 0.8),则认为该地物为非树木点簇,将其剔除。

### 2.3 基于分层聚合的树干检测

经过树木点云约束提取后,点云中主要包含行道树点云以及一些与行道树粘连的杆状地物,比如与行道树树冠粘连在一起的路灯或电线杆,这些目标在城市街道场景中很常见。为有效区分此类地物与树木点云,在采用分层聚类的基础上,通过多层合并方法完成树干检测。具体方法如图 2 所示。

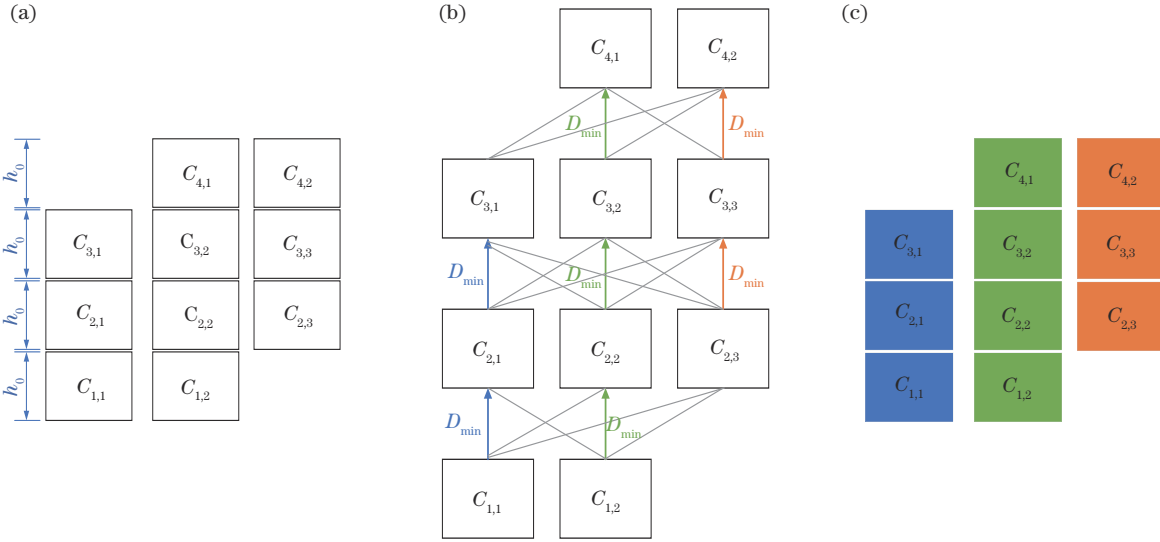


图 2 分层聚合方法示意图。(a)分层聚类;(b)聚类合并;(c)聚类合并结果

Fig. 2 Schematic diagrams of multilayer grouping method. (a) Multilayer clustering; (b) cluster grouping; (c) cluster grouping result

#### 2.3.1 分层聚类

考虑到行道树通常具有明显的树干结构,而树冠可能存在粘连,采用自下而上的聚类处理有利于提取单株树木信息。因此,将候选树木点云  $P$  自下而上按照一定距离  $h_0$  分为  $n$  层,采用由下而上逐层点集聚类处理提取候选树干位置。分层时,应保证每个树干分段的点云数目大于  $T_{\text{MinPts}}$ ,因此分段距离应满足:

$$h_0 \geq \frac{2T_{\text{MinPts}}}{T_{\text{den}} \pi r^2}, \quad (3)$$

式中:  $T_{\text{den}}$  为树干处的平均点云密度;  $r$  为行道树的平均胸径。在实际处理时,  $h_0$  越小越利于树干的准确提取,因此,式(3)默认取等号。

根据点云  $P$  在  $Z$  轴的最小值  $Z_{\text{min}}$ 、最大值  $Z_{\text{max}}$  以及分段距离  $h_0$ ,则分段段数  $n$  可以表示为

$$n = \text{int}[(Z_{\text{max}} - Z_{\text{min}})/h_0] + 1, \quad (4)$$

各个分段的点云  $P'_i$  可以表示为

$$P'_i = \{P_j | (Z_{\text{min}} + i \times h_0) \leq Z_j < [Z_{\text{min}} + (i + 1) \times h_0], 0 \leq i \leq n - 1, P_j \in P\}, \quad (5)$$

式中:  $Z_j$  表示第  $j$  个点的高程值。

得到各个分层的点云  $P'_i$  后,采用 DBSCAN 算法逐层聚类得到集合  $C_i (i=1, 2, \dots, n)$ , 集合中包含每个分层的聚类结果),本次聚类选择的聚类参数  $\epsilon$  近似等

于实验区域行道树树干的平均胸径,参数  $T_{\text{MinPts}}$  根据树干的点云密度决定(默认值为 5 个点)。

#### 2.3.2 基于多层合并的树干提取

为得到单株树木完整的树干点云,将各层聚类结果进行合并处理。由于同一树木的树干不同层次的聚类点簇,其凸包质心点的平面距离应在一定范围内,而树干与树冠分界处,其相邻点簇凸包面积会突然增大,据此,可采用多层合并处理进行树干提取。

1) 计算各层聚类点集所构成的凸包质心及面积信息。点集的凸包采用 Graham 扫描方法进行计算,对于给定点集检测的凸包点  $O_k (k=1, 2, \dots, n)$ ,凸包质心点  $T$  的坐标<sup>[7]</sup>可以表示为

$$\begin{cases} T_x = \frac{1}{6S} \sum_{k=1}^n (x_k + x_{k+1}) \begin{vmatrix} x_k & x_{k+1} \\ y_k & y_{k+1} \end{vmatrix} \\ T_y = \frac{1}{6S} \sum_{k=1}^n (y_k + y_{k+1}) \begin{vmatrix} x_k & x_{k+1} \\ y_k & y_{k+1} \end{vmatrix} \end{cases}, \quad (6)$$

式中:  $S$  为凸包面积,其计算公式为

$$S = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \begin{vmatrix} x_k & x_{k+1} \\ y_k & y_{k+1} \end{vmatrix}. \quad (7)$$

2) 以分层聚类处理得到的第 1 层聚类集合  $C_i (i=1)$  中的任一聚类单元作为各个生长起始单元,从该单元开始分别计算各个聚类单元的凸包质心与上一层凸包质

心的距离  $D$  以及各个聚类在水平面上投影形成的凸包面积  $S$ 。两个分层点簇的凸包质心距离计算公式如下:

$$D_{T_i, T_j} = \sqrt{(T_{x_i} - T_{x_j})^2 + (T_{y_i} - T_{y_j})^2} \quad (8)$$

3) 根据两个分层点簇的距离  $D$  和面积  $S$  进行判断。若点簇与上层一点簇的距离  $D$  最小且小于阈值  $T_D$  (默认值为 0.5 m), 则认为两个聚类属于同一地物。在此基础上, 进一步计算上下层聚类凸包面积的比值以检测面积突变。若

$$S_{i+1}/S_i > \lambda \text{ and } S_{i+2}/S_i > \lambda, \quad (9)$$

则认为发生了面积突变该聚类停止生长, 否则, 将聚类合并后继续向上层生长,  $\lambda$  为阈值(默认值为 1.1)。树干与树冠分界高度  $h_D$  可以表示为

$$h_D = Z_{\min} + (i + 1) \times h_0 \quad (10)$$

若  $C_{i+1}$  中存在聚类单元没有找到与之匹配的  $C_i$  中聚类单元, 则将该聚类单元作为新的生长起始单元开始向上生长; 若  $C_i$  中存在聚类单元没有找到与之匹配的  $C_{i+1}$  中聚类单元, 则继续向上层寻找与之匹配的聚类。重复上述步骤直至遍历所有分层, 即  $i = n$ , 得到单株树木的树干点云。

考虑到 MLS 采集的树干点云可能存在因遮挡造成的不完整以及树干直径突变造成的凸包面积变化等情况, 在进行多层合并处理时, 采用继续向上层搜索的处理方式, 可在一定程度上避免树木点云不完整以及树干直径突变的情形, 提高稳定性。

### 3 实验与分析

为验证所提方法的有效性, 选取两组不同区域的 MLS 点云进行行道树树干检测效果的定性分析与定量评价。

#### 3.1 定性分析

##### 3.1.1 数据集 I

数据集 I 来自天津市城郊区域, 点云平均密度达 377 point/m<sup>2</sup>, 该区域点云如图 3 所示。从图 3 可以看出, 该区域不仅包含行道树点云, 还包括路灯以及建筑物等目标点云, 但由于点云密集, 行道树具有比较清晰的垂直结构, 树冠特征明显。

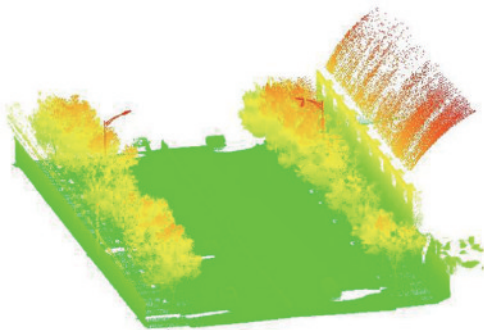


图 3 数据集 I 点云高程渲染效果图

Fig. 3 Rendering effect of dataset I point cloud elevation

图 4 为数据集 I 的树干提取结果。图 4(a) 为经过点云滤波处理以及消除地形影响的结果, 可以看出经过地面剔除处理有效提高了树木点云与其他非树木点云之间的可区分度。图 4(b) 为点云聚类以及点簇多特征约束后得到的树木点云, 可以看出绝大部分非树木点云已被剔除, 但由于一些非树木点云与树木距离较近被聚类为一个目标, 比如路灯以及部分道路附属设施, 需要在树干提取时做进一步剔除处理。图(c) 为树干检测结果, 可以看出, 经过分层聚合处理, 数据集 I 中的路灯等目标被正确剔除、树干被正确提取。

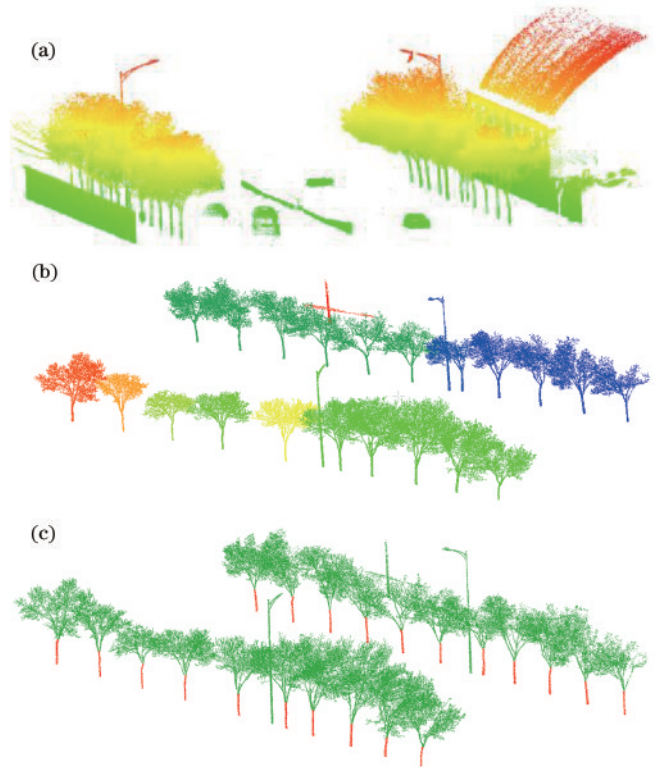


图 4 数据集 I 树干提取结果。(a) 地面点剔除结果; (b) 树木点云提取结果; (c) 树干检测结果

Fig. 4 Tree trunk extraction results of dataset I. (a) Result of ground point elimination; (b) result of tree points extraction; (c) result of tree trunk detection

##### 3.1.2 数据集 II

数据集 II 来自天津城区某街道, 点云平均密度约为 22 point/m<sup>2</sup>, 该区域点云如图 5 所示。从图 5 可以看出, 该区域场景相对复杂, 除行道树外, 还包括路牌、路灯以及建筑物立面、灌木等目标, 且行道树树冠茂盛, 枝杈结构并不明显。

图 6 为数据集 II 的树干提取结果。图 6(a) 为点云滤波后的结果, 可以看出地面点的干扰已被剔除, 但由于该场景树冠茂盛且有灌木影响, 树木垂直结构并不明显。图 6(b) 为树干检测结果, 可以看出绝大部分树干被正确检测出来, 但存在部分漏检与误检情况, 其原因主要在于行道树受到人工目标遮挡以及个别路灯完全隐藏于树冠中[见图 6(b) 框中位置]。

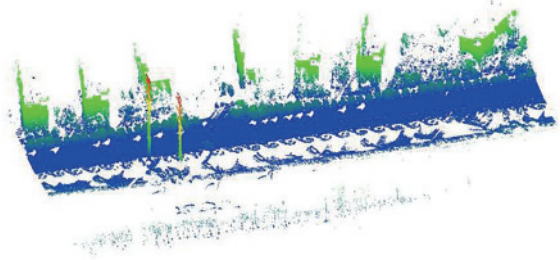


图5 数据集 II 点云高程渲染效果图

Fig. 5 Rendering effect of dataset II point cloud elevation

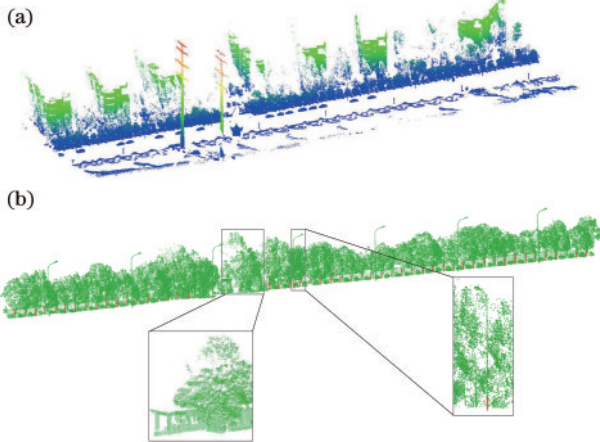


图6 数据集 II 树干提取结果。(a)地面点剔除结果;(b)树干检测结果

Fig. 6 Tree trunk extraction results of dataset II. (a) Result of ground point elimination; (b) result of tree trunk detection

表2 行道树树干检测结果误差统计表

Table 2 Error statistics of street tree trunk detection results

Method	P / %			R / %			F / %		
	I	II	Total	I	II	Total	I	II	Total
Proposed method	100.0	90.2	93.1	100.0	92.0	94.4	100.0	91.1	93.7
Method of literature [11]	87.0	86.0	86.3	95.2	94.1	94.4	90.0	89.9	90.2

## 4 结 论

行道树检测对城市园林规划及生态研究具有重要意义。针对MLS点云中行道树树干检测的难点,提出一种基于多层聚合的树干提取方法。该方法借助点云滤波处理,剔除地面点对树木检测的影响,并采用DBSCAN算法进行聚类处理,结合行道树几何形态特征约束分析提取树木点云,采用点簇分层聚合处理完成树干提取。通过不同场景的MLS点云实验,结果表明,所提方法准确率为93.1%、召回率为94.4%、F-measure为93.7%。相比于其他方法,所提方法提取准确率高,适用于点云数据不完整、点云密度差异大的复杂场景的行道树树干提取。不足在于,对于灯头隐藏在树冠中的路灯与树冠的区分,仍待进一步研究。

## 3.2 定量分析

为定量分析所提方法性能,以人工提取的树干点云作为参考,采用准确率P、召回率R、F-measure指标定量分析检测结果的精度<sup>[25-26]</sup>,指标计算公式如下:

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}, \quad (11)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (12)$$

$$F = \frac{2 \times P \times R}{P + R}, \quad (13)$$

式中: $N_{TP}$ 表示被正确提取的树干数目; $N_{FP}$ 表示被错误提取为树干的数目; $N_{FN}$ 表示未被正确提取的树干数目。

表2为所提方法与文献[11]方法的行道树检测结果误差统计表。从表2可以看出,所提方法提取结果的准确率、召回率和F-measure分别达到了93.1%、94.4%、93.7%。对于数据集I,所提方法可以正确检测所有行道树树干点云;对于数据集II,由于存在部分树木点云稀疏、树干受到遮挡以及个别路灯灯头隐藏在树冠中等问题,树干检测精度有所下降,但通过多种特征约束处理,仍能较好地该场景中辨别出树木与非树木。这说明所提方法对于点云密度低、不完整的场景仍然适用。相比而言,文献[11]方法无论是简单场景数据集I还是复杂场景数据集II,均有误检和漏检情况发生。

## 参 考 文 献

- [1] 邱宏瀛. 可持续发展视野中的城市街道绿化[J]. 安徽农业大学学报(社会科学版), 2000, 9(3): 45-46.
- [2] 吴建. 一种基于车载三维激光扫描的行道树数据采集处理方法研究[J]. 城市勘测, 2018(6): 70-75.
- [3] 王冬, 张焱, 姜俊奎. 车载激光点云中行道树及属性信息提取[J]. 中国科技论文, 2019, 14(5): 510-517.
- [4] 王佳, 杨慧乔, 冯仲科, 等. 利用轻小型飞机遥感数据

- 建立人工林特征参数模型[J]. 农业工程学报, 2013, 29(8): 164-170, 296.
- Wang J, Yang H Q, Feng Z K, et al. Model of characteristic parameter for forest plantation with data obtained by light small aerial remote sensing system[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(8): 164-170, 296.
- [5] 宋召奇, 朱精果, 解天鹏, 等. 安防激光雷达研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(1): 0100002.
- Song Z Q, Zhu J G, Xie T P, et al. Research progress on security LiDAR[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(1): 0100002.
- [6] Xia S B, Wang C, Pan F F, et al. Detecting stems in dense and homogeneous forest using single-scan TLS[J]. Forests, 2015, 6(11): 3923-3945.
- [7] 尤磊, 冯岩, 唐守正, 等. 基于切平面分割的树干点云提取算法[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2017, 30(2): 309-315.
- You L, Feng Y, Tang S Z, et al. A tangent plane segmentation algorithm of extracting stem points[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2017, 30(2): 309-315.
- [8] Xu S, Xu S S, Ye N, et al. Individual stem detection in residential environments with MLS data[J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9(1): 51-60.
- [9] 李秋洁, 袁鹏成, 刘旭, 等. 基于移动激光扫描的行道树树干提取[J]. 林业工程学报, 2020, 5(5): 117-124.
- Li Q J, Yuan P C, Liu X, et al. Trunk extraction of street tree using mobile laser scanning[J]. Journal of Forestry Engineering, 2020, 5(5): 117-124.
- [10] 李鹏鹏. 基于车载 LiDAR 数据的道路场景典型杆状地物分类和动态分析[D]. 焦作: 河南理工大学, 2020.
- Li P P. Classification and dynamic analysis of typical pole-like objects in road scenes based on vehicle-borne LiDAR data[D]. Jiaozuo: Henan Polytechnic University, 2020.
- [11] Arachchige N H. Automatic tree stem detection-a geometric feature based approach for MLS point clouds[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, II-5/W2: 109-114.
- [12] 徐姗姗. 图匹配算法激光扫描点云树干分割[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(5): 1095-1104.
- Xu S S. Tree stem segmentation of laser scanning point clouds based on graph matching algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(5): 1095-1104.
- [13] 邵为真, 赵富燕, 梁周雁. 基于不规则三角网的渐进加密滤波算法研究[J]. 北京测绘, 2016(6): 17-21.
- Shao W Z, Zhao F Y, Liang Z Y. The research of improved progressive triangulated irregular network densification filtering algorithm[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2016(6): 17-21.
- [14] 史建青, 史照良. TerraScan 在 LiDAR 点云滤波中的应用研究[J]. 淮海工学院学报(自然科学版), 2011, 20(3): 46-49.
- Shi J Q, Shi Z L. Study on the application of TerraScan to filtering LiDAR data cloud[J]. Journal of Huaihai Institute of Technology (Natural Science Edition), 2011, 20(3): 46-49.
- [15] Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. ISPRS-International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, XXXIII: 110-117.
- [16] 曾妮红, 岳迎春, 魏占营, 等. 车载 LiDAR 点云滤波的改进不规则三角网加密方法[J]. 测绘科学, 2016, 41(9): 136-139, 46.
- Zeng N H, Yue Y C, Wei Z Y, et al. An improved irregular triangular network encryption method of vehicle-borne LiDAR point clouds[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(9): 136-139, 46.
- [17] 隋立春, 张熠斌, 张硕, 等. 基于渐进三角网的机载 LiDAR 点云数据滤波[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(10): 1159-1163.
- Sui L C, Zhang Y B, Zhang S, et al. Filtering of airborne LiDAR point cloud data based on progressive TIN[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(10): 1159-1163.
- [18] 唐菓, 邓兴升, 王清阳. 基于密度聚类的点云滤波算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(16): 1628004.
- Tang G, Deng X S, Wang Q Y. Point cloud filtering algorithm based on density clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(16): 1628004.
- [19] Amini A, Saboohi H, Ying Wah T, et al. A fast density-based clustering algorithm for real-time internet of things stream[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014: 926020.
- [20] 魏作磊, 王锋波, 连泽凯. 基于 POI 数据的广州南沙新区服务业空间聚类研究[J]. 兰州财经大学学报, 2020, 36(1): 79-92.
- Wei Z L, Wang F B, Lian Z K. Research on spatial clustering of service industry in Nansha new district of Guangzhou based on POI data[J]. Journal of Lanzhou University of Finance and Economics, 2020, 36(1): 79-92.
- [21] 吕富强, 唐诗华, 何广焕, 等. 基于密度噪声应用空间聚类算法的机载激光雷达建筑物点云提取与单体化[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(9): 3446-3452.
- Lü F Q, Tang S H, He G H, et al. Point cloud extraction and monomer of airborne LiDAR buildings based on DBSCAN algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(9): 3446-3452.
- [22] 李永强, 李鹏鹏, 董亚涵, 等. 车载 LiDAR 点云数据中杆状地物自动提取与分类[J]. 测绘学报, 2020, 49(6): 724-735.
- Li Y Q, Li P P, Dong Y H, et al. Automatic extraction and classification of pole-like objects from vehicle LiDAR point cloud[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2020, 49(6): 724-735.
- [23] 马茜茜, 沈月千, 王金虎, 等. 顾及相对距离的路灯点云分层提取方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(22): 2228006.
- Ma X R, Shen Y Q, Wang J H, et al. Research on the hierarchical extraction method of street lamp point cloud considering relative distance[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(22): 2228006.
- [24] 董亚涵, 李永强, 孙渡, 等. 基于车载 LiDAR 数据的行

- 道树信息提取与动态分析[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(4): 46-51, 82.
- Dong Y H, Li Y Q, Sun D, et al. Street tree information extraction and dynamic analysis based on vehicle-borne LiDAR data[J]. Geography and Geo-Information Science, 2018, 34(4): 46-51, 82.
- [25] 徐嘉森, 刘如飞, 魏晓东, 等. 一种顾及体元邻域关系的行道树提取方法[J]. 遥感信息, 2020, 35(4): 105-112.
- Xu J M, Liu R F, Wei X D, et al. A method of border tree extraction considering neighborhood of voxel[J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 105-112.
- [26] 陈日强, 李长春, 杨贵军, 等. 无人机机载激光雷达提取果树单木树冠信息[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 50-59.
- Chen R Q, Li C C, Yang G J, et al. Extraction of crown information from individual fruit tree by UAV LiDAR[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(22): 50-59.