doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.02.025

基于点云数据的树木三维重建方法改进

唐丽玉[1,2]　张　浩[1,2]　黄洪宇[1,2]　陈崇成[1,2]

(1.福州大学空间数据挖掘与信息共享教育部重点实验室,福州 350002;
2.福州大学地理空间信息技术国家地方联合工程研究中心,福州 350002)

摘要:激光点云数据以其详尽、高精度的三维信息,在森林参数估算、精确重建植物形态结构三维模型方面具有特殊优势。为进一步提高三维模型精度,综合集成多种算法,在改进现有 PC2Tree 软件基础上,基于点云数据进行树木三维重建。首先根据树木局部点云的主方向相似度和局部点云轴向分布密度分离枝干与树叶;其次采取水平集和最小二乘法提取枝干部分的骨架点,通过下采样方法提取冠层部分的特征点;最后根据骨架点和特征点拓扑结构重构树木三维模型。以樟树为例,分析枝叶分割精度,自动分割与手动分割结果相近;以无叶的鸡蛋花树为例,分析重建模型精度,模型主枝长度相对误差范围集中在 0~8.0%,半径相对误差范围集中在 0~10%;枝条重建过程避免了噪声点的干扰,对噪声点具有一定的不敏感性;重建三维模型与原始点云吻合度高,基本解决了冠层内部枝干遮挡严重带来的三维建模困难的问题;依据模型提取树高、冠幅、胸径、体积等参数,增加了重建模型的应用范围。

关键词:树木;三维重建;激光点云;主方向;分割;骨架点

中图分类号:TN958.58;TP391.9　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2017)02-0186-09

Improved Method for 3D Reconstruction of Tree Model Based on Point Cloud Data

TANG Liyu[1,2]　ZHANG Hao[1,2]　HUANG Hongyu[1,2]　CHEN Chongcheng[1,2]

(1. *Key Laboratory of Spatial Data Mining and Information Sharing*, *Ministry of Education*, *Fuzhou University*, *Fuzhou* 350002, *China*
2. *National Engineering Research Centre of Geospatial Information Technology*, *Fuzhou University*, *Fuzhou* 350002, *China*)

Abstract: Point cloud obtained from terrestrial laser scanner contains detailed, high precision three-dimensional (3D) surface coordinates, which is of special importance for forest parameter estimation and accurate reconstruction of plant model. An improved method for tree branching structure reconstruction was proposed based on the fact that a clean partition of branches and leaves form tree point cloud was very difficult if it was not impossible. Firstly, principal direction at each point was estimated with chord and normal vectors (CAN), and point cloud from the branches and leaves was separated by using both the similarity of principal direction between neighboring points and distribution density of points. Secondly, skeleton nodes and corresponding radii were computed from main branches by using level sets and least square method. For the leaves, the crown volume was divided into equal-sized voxels, all the points in a voxel were represented by the voxel's centroid, and all centroid points formed feature points of the crown. Finally, tree model was reconstructed by cylinder fitting based on the topology of skeleton nodes and feature points. Segmentation results accuracy analysis and four different tree species model reconstruction examples were introduced. Segmentation accuracy analysis and model reconstruction quality evaluation showed that the approach was robust and insensitive to noise; the reconstructed tree models were in good agreement with the point cloud. The method was also able to extract structural parameters, including tree height, diameter at breast height (DBH) and volume parameters.

Key words: tree; 3D reconstruction; laser point cloud; principal direction; segmentation; skeleton

收稿日期:2016-05-26　修回日期:2016-07-11

基金项目:国家自然科学基金项目(41471334)、福建省科技引导性项目(2016Y0058)和福建省自然科学基金项目(2014J01125)

作者简介:唐丽玉(1972—),女,研究员,博士,主要从事地学可视化、虚拟地理环境和虚拟植物研究,E-mail:tangly@fzu.edu.cn

通信作者:黄洪宇(1971—),男,副研究员,主要从事激光雷达和无人机三维数字化研究,E-mail:hhy1@fzu.edu.cn

引言

虚拟植物已被认为是一种潜在的有利于理解、表达和模拟植物形态结构生长发育的有效工具[1]。基于植物形态结构的精确模拟使虚拟植物实现了面向多层次、多方面的应用，如植物生长对资源的竞争、光辐射模拟研究[2]等。三维激光扫描技术在非破坏性的前提下能够自动、快速、准确、高密度地获取物体表面的三维采样点(亦称点云)，其优点受到广泛关注，在农林业资源调查中有着很大的应用潜能，如林分结构研究[3]、树木三维建模[4]等。

骨架点提取是直接利用点云数据构建三维树木模型的关键环节。骨架点的提取方法大多利用点云的邻域信息，可归纳为基于水平集、拉普拉斯、聚类和图论的方法[5]。VERROUST 等[6]较早提出基于水平集的方法，具有一定的健壮性、简单易实现，但以质心表示骨架导致骨架半径精度较低。基于拉普拉斯的算法源于 ROSA(Rotational symmetry axis)方法[7]，可以处理不完整点云数据，但在确定 ROSA 点时，要求点云呈类圆柱体分布。近年来，出现了不依赖于邻域信息提取骨架的方法，骨架直接以枝干结构图(Branch-structure graph, BSG)的形式表示[8]，但比较依赖于点云数据的密度，重建模型中的枝干生长方向容易沿着树冠表面前进生长。王晓辉等[9-10]基于水平集的算法提取骨架点，根据骨架点的分级和访问次数计算枝条半径，实现了树木骨架点的提取和枝条的模拟，并研发了单株木建模软件原型 PC2Tree，适用于多次或单次扫描的点云树木三维重建，模型真实感强；不足之处在于部分枝条半径拟合精度低，局部重建枝条与原始点云的吻合度稍差。

基于点云几何属性的分割方法大致分为：①模型拟合法，典型代表为 RANSAC (Random sample consensus) 算法[11-12]。② 区域增长法，如 GORTE[13]利用 TIN 模型结合区域增长法用于点云分割。③聚类法，常见的有模糊 C 均值法[14]、K-means 法[15]等，与区域增长算法不同，聚类算法不需要指定种子点。以上 3 种算法对室内小部件或建筑等比较规则的物体具有较好的分割效果，而对结构复杂、千姿百态的树木难以实现枝叶分割。代明睿等[16]利用点云深度图像计算主方向，并以主方向为依据，将树木的总体点云分割为枝干和叶子 2 部分；之后出现了直接计算点云主方向的方法[17-18]，即法截线拟合法(Chord and normal vectors, CAN)，与 3 次曲面拟合法[19]和基于网格化的估算方法[20]相比，抗噪能力更强，更适用于树木点云的主方向计算。随后，ZHANG 等[21]利用移动圆柱体提取枝干骨架点，以冠层特征点作为冠层的骨架点，利用分级粒子流连接骨架点，所建模型比 LIVNY 等[8]的枝条重建效果好，但细枝模拟真实感差。AITEANU 等[22]在文献[21]的基础上采用圆柱主方向思想，计算点云密集区枝干的中心点，并作为主干部分的骨架点，该方法优点是可以忽略点云密集区小比例的数据缺失，重建后的枝条半径精度相对较高，但重建枝条模型时需进行椭圆调整，其判断条件较繁琐。

根据现有技术，利用点云数据重建植物三维模型大致分为 2 类，即基于分割技术的植物建模法和直接建模法。直接建模法是将采集得到的所有点云统一处理、建模，该方法的好处是减少了分割枝叶的操作，缺点是重建模型精度低。本文针对 PC2Tree 采用直接建模法的不足，集成分割等多种算法，提高树木三维自动重建精度。

1　材料与方法

综合集成多种算法的优势，形成基于点云数据进行树木自动三维建模的方案。根据局部点云主方向的相似度和局部点云轴向分布密度进行树木枝干和树冠的分割；基于水平集的方法提取树干骨架点，采用最小二乘法拟合枝干骨架点半径；通过下采样[23]技术对树冠点云进行抽稀，获得冠层部分的特征点，通过 Prim 算法[24]确定特征点拓扑结构，根据半径传递思想给特征点半径赋值；根据骨架点和特征点拓扑结构，利用广义圆柱体模拟树木枝条；最后，映射相应纹理，形成树木的三维模型。总体流程如图 1 所示。

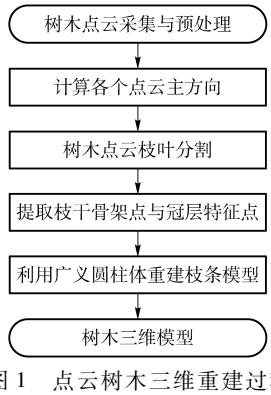


图 1　点云树木三维重建过程

Fig. 1　3D single tree reconstruction process based on point cloud data

1.1　数据获取与预处理

以福州大学怡山校区(119°16′E、26°4′N)内的赤松(*Pinus densiflora* Sieb. et Zucc., PdS)、阴香(*Cinnamomum burmanni* Blume, CbB)、樟树(*Cinnamomum camphora Presl*, CcP)和校园外附近的

鸡蛋花树(*Plumeria rubra* 'Acutifolia',PrA)为例进行研究。赤松为常绿乔木,树皮成不规则鳞片状,树枝平展成伞状树冠,针叶长 8 ~ 12 cm,径约 1 mm。阴香为常绿乔木,树皮光滑呈灰褐色,叶互生或近对生,长 5 ~ 12 cm。樟树为常绿大乔木,树皮黄褐色有不规则纵裂,叶互生成卵状椭圆形。鸡蛋花树为落叶灌木,枝条粗壮、肉质茎,落叶后枝条光秃,树干弯曲自然。

本研究使用 2 种地面激光扫描仪进行数据采集,仪器参数如表 1 所示。在距离目标树木 10 m 范围内架设扫描仪进行数据采集,具体实施方案如下:①利用 RIEGL VZ - 400 型三维激光扫描仪对阴香树、樟树进行扫描,扫描角分辨率为 0.08°。由于扫描仪设备自身的限制(垂直视野范围只有 100°),为获取垂直方向上更多枝干细节,分别以竖直模式(图 2a)围绕树木扫描一周后(3 站),再借助云台以水平模式(图 2b)从冠层下面垂直扫描(1 站);采用 RIEGL 配套软件 RiSCAN PRO,手动选取同名点云,以第一站数据为基准进行多站数据的配准、拼接,拼接精度控制在 0.005 m。②使用 FARO Focus3D X130 型三维激光扫描仪,参数设置为 10 m 内,点间隔 7.67 mm,借助靶球对赤松(3 站)、鸡蛋花树(4 站)分别进行扫描;采用软件 FARO SCENE 进行多站数据拼接。③使用卷尺实地测量鸡蛋花树枝条长度、周长,测量赤松、阴香 1.3 m 处的胸径(图 2c)。④借助全站仪(南方 NTS - 332R 型)测量赤松、阴香、樟树树高及冠幅。

表 1 三维激光扫描仪参数

Tab.1 Parameters of terrestrial laser scanners

参数	RIEGL VZ - 400 型	FARO Focus3D X130 型
波长	近红外	近红外
扫描距离/m	1.5 ~ 400	0.6 ~ 130
垂直视场角/(°)	-40 ~ 60	300
水平视场角/(°)	360	360
精度/mm	5(100 m 处)	2(25 m 处)

由于获得的数据夹杂大量噪声点,需要去噪。根据离散噪声点密度比较稀疏的特性,采用



(a) VZ-400型竖直扫描模式 (b) VZ-400型水平扫描模式 (c) 手动实测

图 2 数据采集策略示意图

Fig. 2 Data collection by terrestrial laser scanners and tree measurement

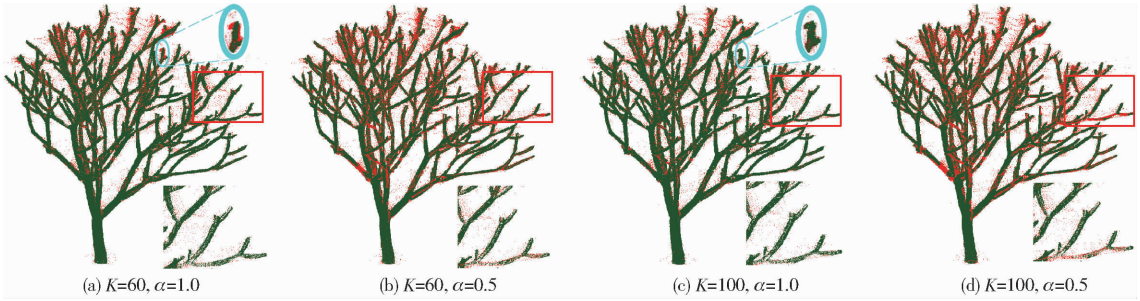
Statistical Outlier Removal 滤波器[25]去除噪声点。具体过程为:首先利用 kD - tree 中的邻域查询功能,对原始点云中的每个点查找相应的 K 个近邻点;其次计算所有点到其对应 K 个近邻点的平均距离 d;然后计算得到所有平均距离 d 的均值 μ 和标准差 σ;最终若一点的平均距离 d 在标准范围($\mu \pm \alpha\sigma$)之外,则该点被定义为离群点并去除,α 值根据点云密度而定。该滤波器对于不同研究对象,参数选择略有不同,如图 3 所示,当 $\alpha = 0.5$ 时部分枝干点云被作为噪声点去除;$\alpha = 1.0$、$K = 100$ 时部分噪声点未被去除(图 3c 椭圆内点云与图 3a 比较),$\alpha = 1.0$、$K = 60$ 时噪声点去除情况最佳。

此外,Statistical Outlier Removal 滤波器对树木冠层部分的点云具有不同程度的去除功能。根据研究目的,被去除的点云对主枝的重建影响不大,在保留枝干点云前提下可以去除较多冠层部分的点云。

1.2 点云主方向计算

在微分几何中,曲面上任意一点的最大和最小曲率反映了曲面在该点处最大和最小 2 个不同方向上的弯曲程度,且 2 个方向所对应的法平面方向垂直,这 2 个方向即为主方向[26]。本研究采用最小曲率对应的方向作为树木点云的主方向,并作为树木点云的分割依据。

每个点云数据主方向的估算过程如图 4 所示。计算表面上一确定点 P 的法向量近似于估计表面上过 P 点的相切面的法线,采用主成分分析法



(a) K=60, α=1.0 (b) K=60, α=0.5 (c) K=100, α=1.0 (d) K=100, α=0.5

图 3 鸡蛋花树去除噪声点结果对比(红色为噪声点)

Fig. 3 Comparison for removing noise of PrA (noise was shown in red)

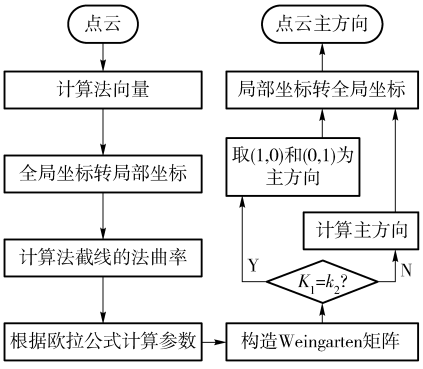


图 4　法截线拟合法流程图

Fig. 4　Flow chart of chord and normal vector calculation

(Principal component analysis, PCA),利用协方差矩阵的最小特征值的特征向量作为点 P 的法向量,计算公式为

$$\begin{cases} \boldsymbol{C} = \dfrac{1}{K}\sum_{i=1}^{k}(\boldsymbol{P}_i - \overline{\boldsymbol{P}})(\boldsymbol{P}_i - \overline{\boldsymbol{P}})^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{C}\boldsymbol{V}_j = \lambda_j \boldsymbol{V}_j \quad (j \in (0,1,2)) \end{cases} \tag{1}$$

式中　K——点 P 的近邻点个数

$\overline{P}$——最近邻元素的三维质心

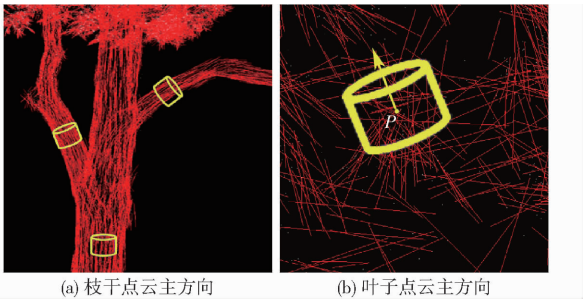
λ_j——协方差矩阵的第 j 个特征值

$\boldsymbol{V}_j$——第 j 个特征值对应的特征向量

将点 P 及其近邻点的坐标和法向量从全局坐标系转到局部坐标系,局部坐标系原点为 P 点,记 P 点的法向量为 (n_x, n_y, n_z),3 个坐标轴表示为

$$\begin{cases} X = \left(\dfrac{n_x n_z}{\sqrt{n_x n_x + n_y n_y}}, \dfrac{n_y n_z}{\sqrt{n_x n_x + n_y n_y}}, -\sqrt{n_x n_x + n_y n_y} \right) \\ Y = \left(-\dfrac{n_y}{\sqrt{n_x n_x + n_y n_y}}, \dfrac{n_x}{\sqrt{n_x n_x + n_y n_y}}, 0 \right) \\ Z = (n_x, n_y, n_z) \end{cases} \tag{2}$$

在局部坐标系下,根据文献[17 - 18]提出的法截线拟合法计算 P 点主方向,再将 P 点主方向从局部坐标系下转换到全局坐标系。重复以上步骤计算所有点云的主方向,以樟树为例,计算出的点云主方向如图 5 中红线所示。



(a) 枝干点云主方向　　(b) 叶子点云主方向

图 5　樟树枝叶分割示意图

Fig. 5　Segmentation of branches and leaves of CcP

1.3　树木枝叶分割

根据树木点云的分布情况,位于枝干部位的点云分布规律大致呈圆柱状态,这些点的主方向几乎一致,叶子部分的点云及其对应的主方向杂乱无章。以点 P 为中心(图 5b),以点 P 的主方向(图 5b 黄色矢量)为轴向构建圆柱体 C(图 5 黄色圆柱),位于该圆柱体 C 内的其他点构成点集 $S = \{P_j\}$,$(j = 1,2,\cdots)$,为判断点集 S 在圆柱内沿轴线均匀分布,将点集 S 内的点投影到圆柱体 C 的轴线上,再将圆柱体 C 的轴线分为 n 段,统计投影点所在的分段,这些分段的总数与 n 的比值作为圆柱体内点云的轴向分布密度,其密度大于阈值 ∂_1 时进行下一步操作;判断圆柱体 C 内的每一个点,将其主方向与点 P 的主方向夹角小于一定阈值 ∂_2 的点数记为 N_{same},N_{same} 与 S 内总点数 N_{all} 的比值大于阈值 ∂_3 时,圆柱体 C 内的点标记为枝干点。

这种方法对树木的主干部分分割效果较好,对于树木枝条末端处,枝条半径较小且扫描的点云密度较小,会造成过分割现象,同时,分割过程对噪声点有一定的去除功能。分割后较小的点云簇,对后续骨架点的提取作用不大,采用 Radius Outlier Removal 滤波器[27]将其去除。

1.4　枝干骨架点与冠层特征点提取

骨架点位于枝干几何中心,能够有效表征树木的几何形态。经过树木点云的枝叶分割,点云整体分割成叶子部分和枝干部分,为重建树木枝干三维模型,对属于枝干部分的点云需要提取骨架点。文献[10]中骨架点位置用水平集的质心表示,枝条半径根据骨架点访问次数利用经验公式计算,精度较低。针对该不足,提出改进方法,具体分为以下 7 个步骤:

(1)查找每个点的 K 个最近邻点。

(2)在 K 个最近邻点中构造无向邻域图,邻域图中连接边的权重为 2 点的欧氏距离。

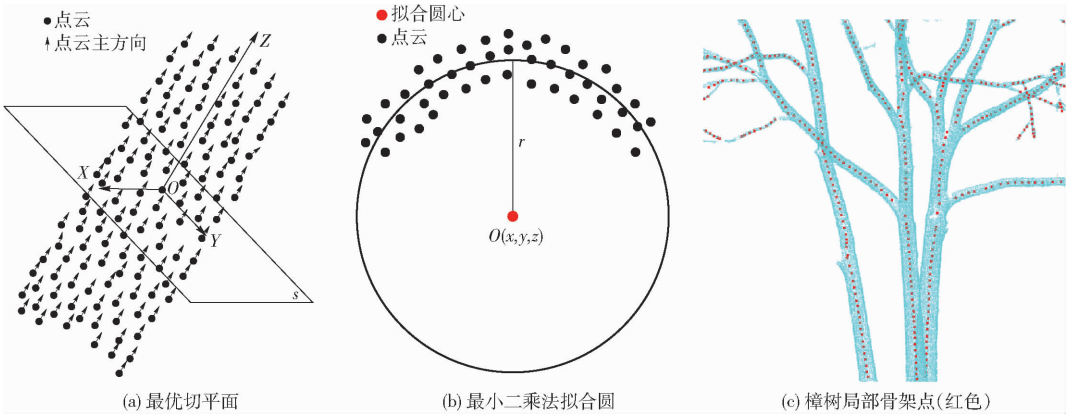
(3)指定树木根节点,根据 Dijkstra 算法计算枝干中所有点到根节点的最短路径,从而构成测地图。

(4)根据测地图中每个点到根节点的测地距离,将点云数据分层生成水平集,分层间隔由用户指定。

(5)同一分层的点集按欧氏距离进行聚类,将不同枝条的点云分开。

(6)根据聚类后点集中所有点云主方向的平均值和聚类后点集的质心构造最优切平面 S,将点集投影到该平面 S 并采用最小二乘法进行圆拟合(图 6),圆半径 r 即为枝条半径,圆心 O 即为骨架点。

(7)根据骨架点所处的水平集不同,按照空间



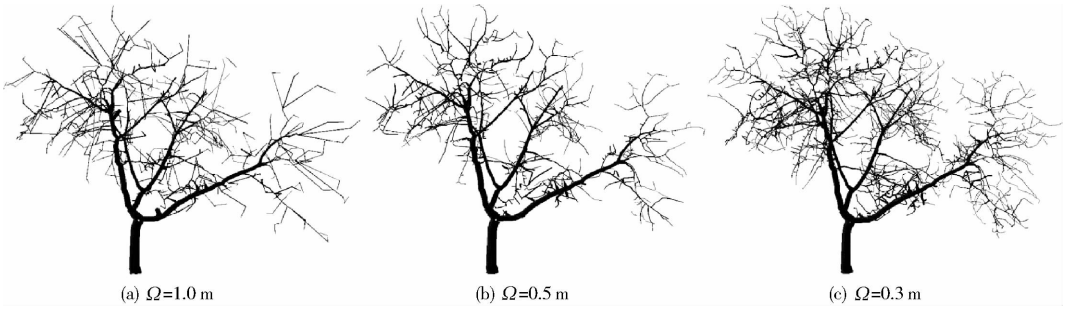
(a) 最优切平面 (b) 最小二乘法拟合圆 (c) 樟树局部骨架点(红色)

图 6 枝干骨架点提取

Fig. 6 Extracting stem skeleton from point cloud

近邻的方法,利用上层骨架点寻找处于下层的骨架点,建立骨架点拓扑结构并生成骨架线。

相对于枝干部分,隶属于叶子部分的点云分布无规律,成离散状态,没有相应的骨架点支撑其几何形态。为表达树冠轮廓,重建逼真树木三维模型,采用 VoxelGrid[23] 点云抽稀方法(即下采样)提取叶子部分的特征点,然后引导特征点生长形成枝条。该方法具体描述为:设定体素大小 Ω,对分割出来的叶子部分进行体素剖分,计算每个体素的质心,该质心即为相应的特征点;用 K-means 聚类算法[15] 判断特征点中每一点所属的主枝骨架点,即:主枝骨架点作为初始种子点,K-means 聚类算法迭代一次,获得不同的点簇;然后对每个点簇分别用 Prim 算法获得相应的最小生成树,剔除路径较短的细枝并平滑保留的细枝,从而确定冠层特征点中各点的拓扑结构。由于不能精确计算由特征点引导生成的细枝半径,采用半径传递的思想,将细枝的半径设定为其父节点对应枝条半径的 0.8 倍,初始值由位于主枝上的父骨架点决定;为避免冠层末端细枝半径过小,设定细枝最小半径为 0.005 m。Ω 对重建结果的影响如图 7 所示,Ω=1.0 m 时重建细枝比较僵硬;Ω=0.5 m 时重建枝条平滑且接近真实枝条数量,效果最佳;Ω=0.3 m 时细枝个数急剧增加,与目标阴香树枝条数量明显不符。



(a) Ω=1.0 m (b) Ω=0.5 m (c) Ω=0.3 m

图 7 体素大小 Ω 对阴香树重建模型的影响

Fig. 7 Influence of voxel size Ω on 3D tree model of CbB

2 试验结果与分析

采用 Visual Studio 2010 C++集成开发环境、OpenGL 图形标准库、开源库 Point Cloud Library (PCL)实现基于点云的植物三维自动建模。为验证本文方法的可行性,选取多种不同树种进行试验。试验 1 为单株四季长青的樟树,用本文改进分割方法获取的结果与手动分割枝叶的结果作对比;试验 2 为落叶的鸡蛋花树,用重建模型参数与现场实测数据进行比较,目的是在以往目视检查的基础上,用数据的形式定量分析重建模型的精度;试验 3 综合展示 3 种非落叶树木的重建过程及结果,同时目视检查其精度,并根据模型进行树木参数提取。

2.1 试验 1

在本试验中,采用 2 种方法进行樟树点云的枝叶分割,即基于点云主方向的自动分割法和手动分割法,目的是评价改进分割方法的精确度。手动分割使用 RiSCAN PRO 完成;通过对不同参数组合分割结果的对比,自动分割时阈值 ∂_1 设为 0.7,阈值 ∂_2 设为 30°,阈值 ∂_3 设为 0.8,其结果较好。2 种方法的分割结果如图 8 所示,由图可知,自动分割方法能较好的分割出属于枝干部分的树木点云,但部分枝条断裂为若干段。部分枝条分割有误,这些问题主要由扫描点稀疏、分布不均匀和噪声点去除不干净造成。

2.2　试验 2

以鸡蛋花树(图 9)为对象,采用改进的建模方法,建立三维模型。通过与原始点云对比,可以定性、直观地看出,对于大多数枝条,创建的模型与点云数据的重叠或吻合度较高;在一些枝干的分叉处和末梢,模型和点云存在微小的分歧。

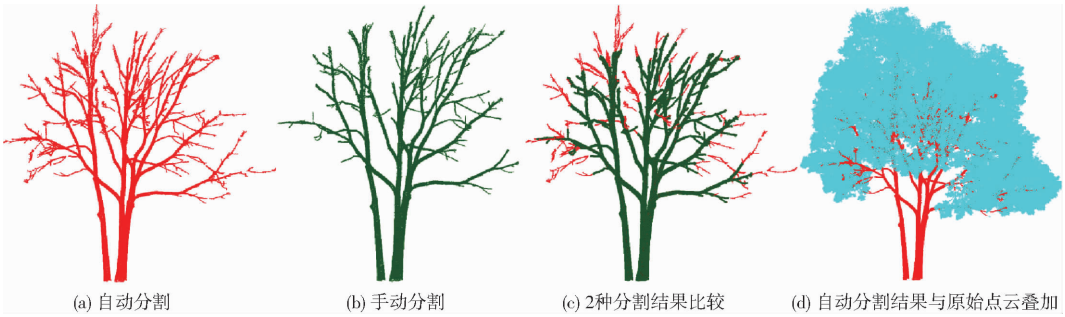


图 8　樟树点云枝叶分割结果

Fig. 8　Segmentation results of CcP

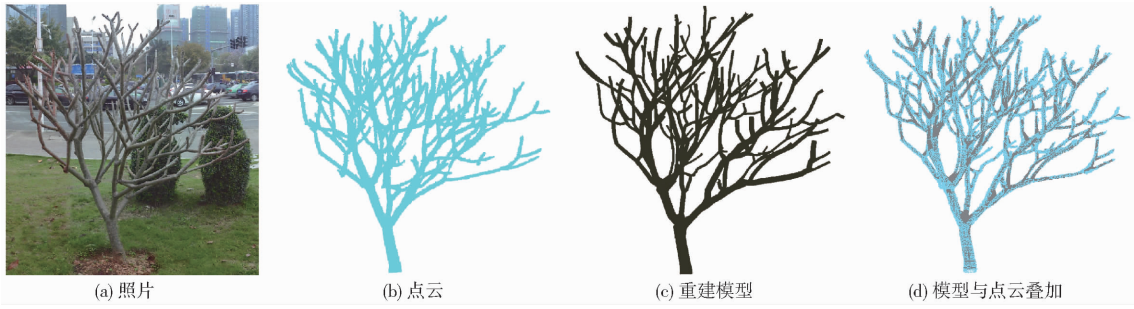


图 9　鸡蛋花树模型及点云对照

Fig. 9　Model and point cloud of PrA

为定量验证重建的各枝条模型长度和半径精度,利用卷尺,实地测量鸡蛋花树的每一节枝条长度和周长,以测量值作为基准值(测量值的长度误差为 ±5 mm,周长误差为 ±2 mm),实测值与模型值的比较见图 10。由图可知,模型枝条长度与实测长度的均方根误差为 0.013 m,模型枝条半径与实测半径的均方根误差为 0.001 m。根据统计可得知:长度误差范围为 0 ~ 12.38%,大部分介于 0 ~ 8% 之间,半径误差范围为 0 ~ 18.18%,大部分介于 0 ~ 10% 之间,重建模型的精度比较高,可以直接反映非落叶树木枝干的重建精度。

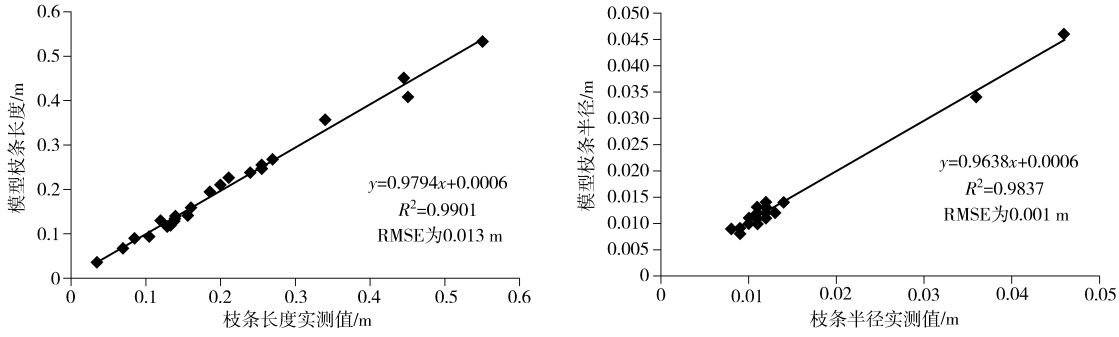


图 10　鸡蛋花树模型精度分析

Fig. 10　Precision analysis of reconstructed model of PrA

2.3　试验 3

利用改进的基于点云数据的树木重建方法,对赤松、阴香、樟树 3 种树木进行重建,重建各阶段结果如图 11 所示。首先根据法截线拟合法计算预处理后的原始点云的主方向,以各点及其相应的主方向构建圆柱,圆柱半径均为 2 倍扫描间距,圆柱高度均为 10 倍扫描间距,主枝分割结果如图 11b 所示;其次,提取主枝的骨架点,下采样冠层部分获取冠层特征点(图 11d);然后根据骨架点和特征点重建枝条三维模型,结果如图 11e 所示;最后,对枝条三维模型映射纹理,生成最终树木模型,结果如图 11f 所示。图 12 ~ 14 为目视检查的方法比较重建后的枝条模型与最终模型的效果,其中各图图 a 为重建枝条模型与分割后的枝

干点云进行叠加展示,图 b 为重建后的完整模型与原始点云叠加展示,图 c 为重建后的树木三维完整模型。根据本研究改进的方法对树木重建后的三维模型提取树高、胸径、冠幅和体积,并以实测数据为真值统计相对误差,如表 2 所示(樟树在 1.3 m 处分成 3 枝,其胸径为平均值)。

图 15 为根据相同点云数据重建出的三维模型,其中图 15a 为利用文献[10]描述的方法对阴香树进行重建的效果图,能体现树木的形态结构特征,但部分枝条扭曲,而本文改进的方法枝条重建效果良好(图 14a)。从图 15b 与图 14a 对比可以看出,由于未进行枝叶分割,枝干附近的叶子点云影响骨架点位置,PC2Tree 重建后的枝条明显偏离枝干点云;从图 15c 看出,枝条半径根据骨架点访问次数计算获得,精度相对较低,其中图 15c 上方的图来自于图 14a。

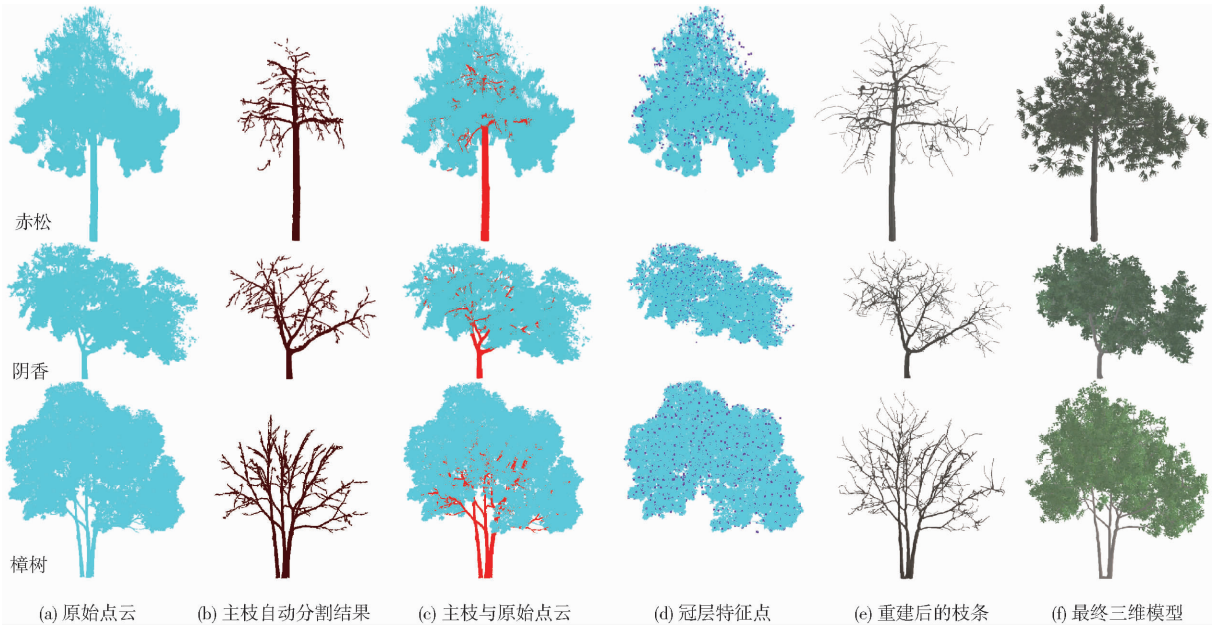


图 11 树木模型重建

Fig. 11 Three examples of 3D tree reconstruction from point cloud

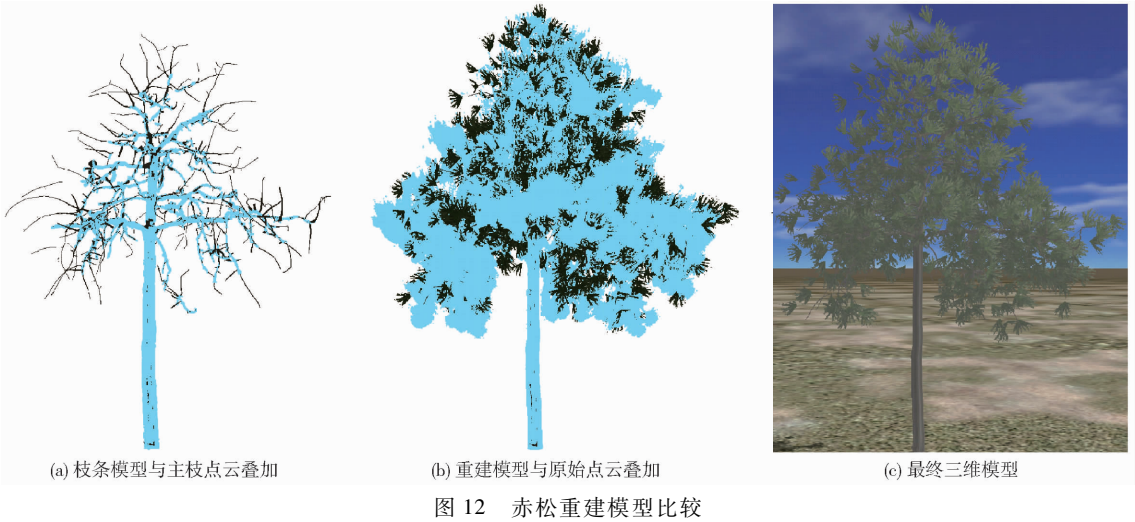


图 12 赤松重建模型比较

Fig. 12 Comparison of 3D reconstruction from PdS point cloud

表 2 模型参数

Tab. 2 Parameters of reconstructed models

树种	树高/m		树高	冠幅/m		冠幅	胸径/m		胸径	体积/m^3
	提取值	实测值	误差/%	提取值	实测值	误差/%	提取值	实测值	误差/%	提取值
赤松	11.24	10.845	3.64	11.52	11.954	3.63	0.301	0.315	4.44	0.721
阴香	8.06	7.824	3.02	13.00	13.343	2.57	0.275	0.283	2.83	0.573
樟树	8.69	8.237	5.50	10.34	10.060	2.78	0.137	0.149	8.05	0.676

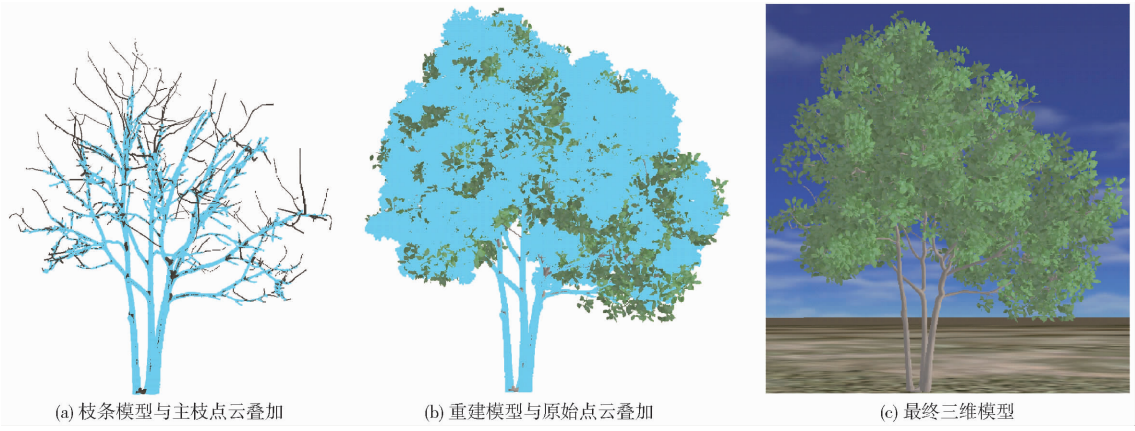


图 13　樟树重建模型比较

Fig. 13　Comparison of 3D reconstruction from CcP point cloud

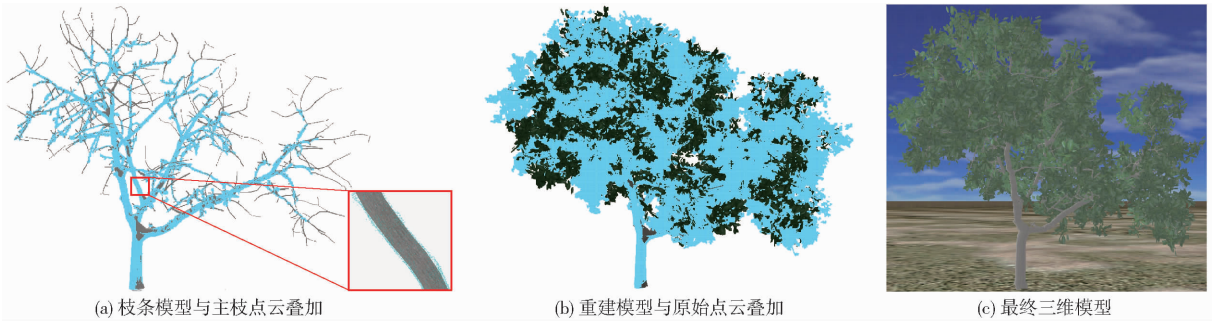


图 14　阴香重建模型比较

Fig. 14　Comparison of 3D reconstruction from CbB point cloud

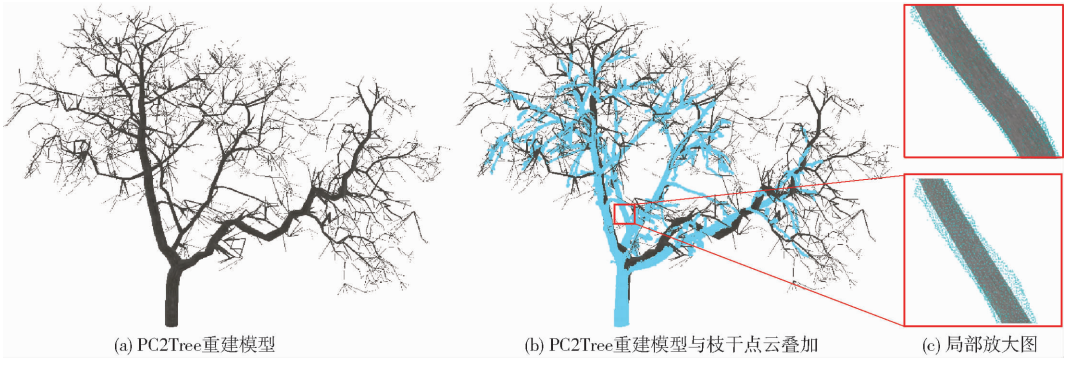


图 15　PC2Tree 重建阴香枝干模型

Fig. 15　3D reconstruction branch model of CbB using PC2Tree

3　结束语

综合集成多种算法的优势，形成基于地面激光点云数据进行三维树木自动建模的方法，以自动化的方式实现树木点云枝叶分割与三维模型重建。首先基于树木局部点云的主方向相似度和局部点云轴向分布密度对单株树木点云进行分割以分离枝干与树叶。其次分别提取枝干部分的骨架点和冠层部分的特征点。最后根据骨架点和特征点拓扑结构对树木进行三维重建。通过对比分析，采用最小二乘法拟合枝条半径，提高了基于点云数据重建树木模型时主枝半径的精度；弱化冠层部分细小枝条的重建效果，一定程度上解决了冠层细枝重建困难的问题；重建模型以适量枝条恰当表现树木轮廓的凹凸特征，层级分明。此外，主枝重建过程对噪声点具有一定的免疫力：预处理阶段去噪处理；法截线拟合法具有抗噪性；点云分割过程剔除部分噪声点。用重建模型的参数与现场实测数据进行比较，目的是在以往目视检查的基础上，用数据的形式定量分析重建模型的精度。试验表明，本文方法对基于地面激光雷达扫描获取的树木点云具有良好的分割效果；三维重建方法适用性较广且模型精度较高；重建后的枝条舒展灵动，视觉效果良好；根据重建模型可以进行树高、冠幅、胸径、体积等参数的提取，增加了模型的应用范围。

参 考 文 献

1 VOS J, EVERS J B, BUCKSORLIN G H, et al. Functional-structural plant modelling: a new versatile tool in crop science[J]. Journal of Experimental Botany, 2010, 61(8): 2101 - 2115.

2 TANG L, HOU C, HUANG H, et al. Light interception efficiency analysis based on three-dimensional peach canopy models[J]. Ecological Informatics, 2015, 30: 60 - 67.

3 赵阳,余新晓,信忠保,等. 地面三维激光扫描技术在林业中的应用与展望[J]. 世界林业研究, 2010, 23(4): 41 - 45.
ZHAO Y, YU X X, XIN Z B, et al. Application and outlook of terrestrial 3D laser scanning technology in forestry[J]. World Forestry Research, 2010, 23(4): 41 - 45. (in Chinese)

4 MENDEZ V, ROSELL-POLO J R, SANZ R, et al. Deciduous tree reconstruction algorithm based on cylinder fitting from mobile terrestrial laser scanned point clouds[J]. Biosystems Engineering, 2014, 124(4): 78 - 88.

5 黄洪宇,陈崇成,邹杰,等. 基于地面激光雷达点云数据的单木三维建模综述[J]. 林业科学, 2013, 49(4): 123 - 130.
HUANG H Y, CHEN C C, ZOU J, et al. Tree geometrical 3D modeling from terrestrial laser scanned point clouds: a review[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2013, 49(4): 123 - 130. (in Chinese)

6 VERROUST A, LAZARUS F. Extracting skeletal curves from 3D scattered data[J]. Visual Computer, 2000, 16(1): 15 - 25.

7 TAGLIASACCHI A, ZHANG H, COHEN-OR D. Curve skeleton extraction from incomplete point cloud[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(3): 341 - 352.

8 LIVNY Y, YAN F, OLSON M, et al. Automatic reconstruction of tree skeletal structures from point clouds[J]. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(6): 81 - 95.

9 王晓辉,黄洪宇,陈崇成,等. 基于激光点云的树木三维几何建模系统的设计与实现[J]. 福州大学学报:自然科学版, 2014, 42(5): 705 - 712.
WANG X H, HUANG H Y, CHEN C C, et al. Design and implementation of 3D geometrical tree modeling system based on terrestrial laser scanned point cloud data[J]. Journal of Fuzhou University: Natural Science Edition, 2014, 42(5): 705 - 712. (in Chinese)

10 王晓辉. 基于地面激光雷达点云的单树三维几何建模研究[D]. 福州: 福州大学, 2014.
WANG X H. Three dimensional geometrical modeling of individual tree from terrestrial LiDAR scanner point cloud[D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2014. (in Chinese)

11 FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the Association for Computing Machinery, 1981, 24(6): 381 - 395.

12 CHEN D, ZHANG Z, MATHIOPOULOS P, et al. A methodology for automated segmentation and reconstruction of urban 3D buildings from ALS point clouds[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(10): 4199 - 4217.

13 GORTE B. Segmentation of TIN-structured surface models[J]. International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2002, 34(4): 465 - 469.

14 KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328 - 1337.

15 LIOYD S P. Least squares quantization in PCM[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1982, 28(2): 129 - 137.

16 代明睿,张晓鹏,李红军. 基于高噪声深度图像的树木模型重建[J]. 中国体视学与图像分析, 2010, 15(2): 109 - 114.
DAI M R, ZHANG X P, LI H P. Tree reconstruction based on range image with strong noise[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2010, 15(2): 109 - 114. (in Chinese)

17 ZHANG X, LI H, CHENG Z. Curvature estimation of 3D point cloud surfaces through the fitting of normal section curvatures[C]// Proceedings of Asia Graph, 2008: 72 - 79.

18 ZHANG X, LI H, CHENG Z, et al. Robust curvature estimation and geometry analysis of 3D point cloud surfaces[J]. Journal of Information and Computational Science, 2009, 6(5): 1983 - 1990.

19 GOLDFEATHER J, INTERRANTE V. A novel cubic-order algorithm for approximating principal direction vectors[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(1): 45 - 63.

20 TAUBIN G. Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation[C]// Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, 1995: 902 - 907.

21 ZHANG X, LI H, DAI M, et al. Data-driven synthetic modeling of trees[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2014, 20(9): 1214 - 1226.

22 AITCANU F, KLEIN R. Hybrid tree reconstruction from inhomogeneous point clouds[J]. The Visual Computer, 2014, 30(6 - 8): 763 - 771.

23 Point Cloud Library Documentation: Downsampling a PointCloud using a VoxelGrid filter[EB/OL][2016 - 05 - 18]. http://pointclouds.org/documentation/tutorials/voxel_grid.php#voxelgrid.

24 严蔚敏,吴伟民. 数据结构(C 语言版)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.

25 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.

26 周哲波. 工程微分几何[M]. 北京: 北京大学出版社, 2014.

27 Point Cloud Library Documentation: Removing outliers using a Conditional or RadiusOutlier removal[EB/OL][2016 - 05 - 18]. http://pointclouds.org/documentation/tutorials/remove_outliers.php#remove-outliers.