

# 基于实际和模型树木的 TreeQSM 建模估计树木参数性能分析

吴毓涵, 汪沛\*, 李雅新, 刘重男, 李汉隆, 任竞

北京林业大学理学院, 北京 100083

**摘要** 树木的量化模型对分析树木拓扑结构和生物量等信息非常重要。树木定量结构模型(TreeQSM)作为主流建模方法,被广泛使用,但在估计树高、胸径和体积的精度上缺少全面分析。实验中用地面激光雷达多扫描角分辨率多站点扫描 2 棵模型树和 5 棵真实杏树,通过 TreeQSM 建模单站和多站融合数据估计得到较精确的树高、胸径和体积参数,同时分析不同角度分辨率、不同站点数量对估计树高、胸径和体积的影响。实验结果表明:树高和胸径的平均估计精度均在 90% 以上;对树木体积而言,结构较为简单的模型树平均估计精度为 92.00%,结构较为复杂的真实杏树平均估计精度 71.32%。由实验数据可知,扫描角分辨率和融合站数对精度有一定的影响,且不同参数最优估计结果的配置存在差别,同时 TreeQSM 也会受到点云数据基础、数据完整性和噪声等多因素影响,特别是针对复杂分枝结构和体积进行建模时仍存在一定的偏差,所提模型的改进空间巨大。

**关键词** 遥感; 地面激光雷达; 定量结构模型; 点云; 树木重建

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL230491

## 1 引言

森林是地球上最大的陆地生态系统,是人类唯一可控的天然碳汇。森林生物量是评价森林生态系统固碳能力的重要指标,树木结构可以反演森林生物量,其建模和分析日益成为森林生态研究的热点<sup>[1]</sup>。

目前获取树木参数信息的主要手段可以分为 3 类:传统手段人工测量、破坏性采集和激光扫描建模。传统手段主要通过人工测量较准确地获取森林树木结构信息<sup>[2]</sup>,但完全依靠人力,不仅工作量大、耗费时间精力,并且测量过程易受人为因素的影响。破坏性采集在获得精准树木结构参数信息的同时,会对树木造成不可恢复的毁坏,不建议应用于大面积的森林树木。激光雷达技术可以非破坏性获得树木的三维点云<sup>[3]</sup>,进而获取树木的结构信息<sup>[4]</sup>,这为生成树木模型与相关研究提供重要基础。

目前,基于点云数据的树木建模方法大致可分为 5 类:聚类方法建模、图论建模、先验假设建模、拉普拉斯算子建模和轻量化表达建模<sup>[5]</sup>。

聚类方法建模按照距离划分点云数据邻域,每个点集聚类获得树木骨架点,再根据邻接关系构建骨架点的拓扑,生成树木骨架。该方法一般对复杂拓扑结构的树木建模效果较好,但时间复杂度较高,不适合大

场景点云数据建模。Yan 等<sup>[6]</sup>基于变异  $K$ -均值聚类算法和 B-spline 模型重建树木分枝结构。Li 等<sup>[7]</sup>提出一种树木骨架自适应提取方法,之后又提出基于点云体素快速生成树木骨架的方法,大幅提高算法效率<sup>[8]</sup>。

图论建模主要通过图论知识提取树木骨架和确定拓扑结构,对噪声和少量的数据缺失不敏感,因此难以处理树枝弯曲较大的树木。结合圆柱拟合<sup>[9]</sup>和异速生长模型<sup>[10]</sup>,陈动等<sup>[11]</sup>提出一种基于骨架优化的三维树木重建方法。基于优化  $L_1$ -Median 算法<sup>[12]</sup>,Mei 等<sup>[13]</sup>提出  $L_1$ -MST 方法,从不完整点云中构建树木骨架。卢华清等<sup>[14]</sup>利用 Dijkstra 算法<sup>[15]</sup>计算树木点云中最低点到其余点的最短路径,并根据树木生长结构提取枝干骨架。

拉普拉斯算子建模主要通过点云细化拓扑、优化结构,构建树木骨架,复杂度较低,但对点云数据完整度要求较高。张冬等<sup>[16]</sup>采用拉普拉斯加权矩阵对树木骨架点进行求解,建模活立木三维枝干。Su 等<sup>[17]</sup>借助拉普拉斯平滑法降低模型复杂度,提出了一种基于点云收缩的稳健骨架生成算法。

轻量化表达建模原理是将三维数据转换到二维平面来降维建模,其复杂度较低,可用于大场景下的快速树木建模,但建模精度较低,常出现拓扑连接错误和细节部分缺失。Gorte<sup>[18]</sup>通过将点云数据栅格化,再使用

收稿日期: 2023-02-02; 修回日期: 2023-03-08; 录用日期: 2023-04-06; 网络首发日期: 2023-04-16

基金项目: 第三次新疆综合科学考察项目(2022xjkk1205)、北京市自然科学基金(6232031)

通信作者: \*wangpei@bjfu.edu.cn

Dijkstra 算法构建树木骨架。Rutzinger 等<sup>[19]</sup>通过 3D Alpha Shape<sup>[20]</sup>缩减点云数据实现三维城市模型中的树木可视化。

先验假设建模是预设树木枝干为圆柱体,再按照树木骨架拓扑结构进行建模。该方法增强了树木模型的规则程度,可以应对少量点云数据缺失、时间复杂度低等问题,以快速获取树木结构。但该方法对点云噪声敏感,因风动、遮挡等原因造成的数据噪声,以及自然树木枝干不规则的形状,都会降低树木模型的精度。Pfeifer 等<sup>[21]</sup>在 2004 年提出了一种沿树枝自动追踪圆柱体并重建整个树木的方法。同年,Thies 等<sup>[22]</sup>使用在空间中重叠的圆柱体组成树干模型重建树干三维表面。

树木定量结构模型(Tree quantitative structure model, TreeQSM)由 Raunonen 等<sup>[23]</sup>在 2013 年提出,可以快速、自动地构建精确树木结构,属于先验假设建模方法。2015 年 Raunonen 等<sup>[24]</sup>进一步改进建模方法,讨论并证明了圆柱体作为树木模型的几何基元有最小的体积建模误差<sup>[25]</sup>。当前 TreeQSM 是较主流的一种树木建模方式,多应用于树木参数估计、枝干拓扑结构生成以及树种识别等 3 个方面。

在树木参数估计方面,Kunz 等<sup>[26]</sup>采用 TreeQSM

方法估算幼树木材体积精度,精度大于 90%。Burt 等<sup>[27]</sup>开展实验验证 TreeQSM 方法会低估树木总体积。同样,Smith 等<sup>[28]</sup>也验证了 TreeQSM 建模会低估挪威云杉根系体积。Yang 等<sup>[29]</sup>在 2021 年用 5 棵模拟单木对 TreeQSM 进行评估,树高和胸径的建模误差分别小于 1% 和 10%,但树木体积也被低估。在枝干拓扑结构方面,Kaasalainen 等<sup>[30]</sup>在 2014 年使用 TreeQSM 检测树木生物量、体积和结构的变化,树枝结构重建精度在±10%以内。而 Lau 等<sup>[31]</sup>通过对比破坏性获取的树木分枝结构参数,显示 TreeQSM 能够重建 95% 的直径大于 30 cm 的树枝。在树种识别方面,Åkerblom 等<sup>[32]</sup>在 2017 年通过 TreeQSM 提取树木特征,从地面激光数据中准确地自动识别 3 个树种,平均分类准确率超过 93%。

## 2 材料与方法

### 2.1 实验仪器与研究对象

实验使用 RIEGL VZ-400 型三维激光扫描仪采集树木点云数据,设备具体参数如表 1 所示。采集点云数据除了包含三维空间坐标,还包含反射强度值、水平角度、垂直角度等信息。

表 1 RIEGL VZ-400 扫描仪性能参数  
Table 1 Characteristics of the RIEGL VZ-400 scanner

Range performance	Long-distance mode	High-speed mode
Laser emission frequency /kHz	100	300
Effective measuring speed /(ponits/s)	42000	122000
Measurement of farthest distance /m (natural object reflectivity $\geq 90\%$ )	600	350
Accuracy /mm	5	5
Repetition accuracy /mm	3	3
Scanning method	Vertical scan (line scan)	Horizontal scan (area scan)
Scanning angle range	Total 100°(+60°/-40°)	0°-360°
Scanning speed	3-120 line/s	0-60 (°)/s
Angular resolution	Better than 0.0005°(1.8")	Better than 0.0005°(1.8")

为更好地评价 TreeQSM,实验中分别采用树木模型和真实树木开展实验。项目组于 2022 年 1 月在北京昌平区木材厂搭建 2 棵树木模型,并采集点云数据。1 棵无皮模型树,由无树皮的光滑原木搭建完成,称为光滑树(Smooth tree, ST),如图 1(a)所示;1 棵带皮模型树,由保留原生树皮的粗糙原木搭建完成,称为粗糙树(Bark tree, BT),如图 1(b)所示。

真实树木包括 5 棵杏树,位于北京市海淀区 8 家郊野公园。项目组于 2021 年 1 月采集了 5 棵杏树的多站点云数据,称为杏树 1~杏树 5,如图 1(c)~图 1(g)所示。1 月为杏树落叶期,此时采集数据可以减小树叶遮挡造成的数据缺失问题,可以较完整地观测到实验树木的枝干结构,但杏树树冠部分的细小分枝较多,

且有少量干枯树叶残留,扫描结果仍存在部分噪声点。

### 2.2 实验数据

人工测量数据方面,ST 和 BT 各安装 6 个一级分枝,BT 另加装 4 个二级分枝。人工测量模型树的多个结构参数:使用卷尺和游标卡尺测量树高、胸径、分枝长度及直径;使用量角器测量分枝与其上级枝干的角度。上述每个参数均测量 3 次取均值。测量 5 棵杏树的枝干长度,并在 5 棵杏树枝干上选取代表性的测量点,人工测量该位置处枝干的周长,解算相应直径。

实验中使用 RIGEL-VZ 400 扫描仪对 2 棵模型树和 5 棵杏树分别进行多站点和多角度分辨率扫描,获



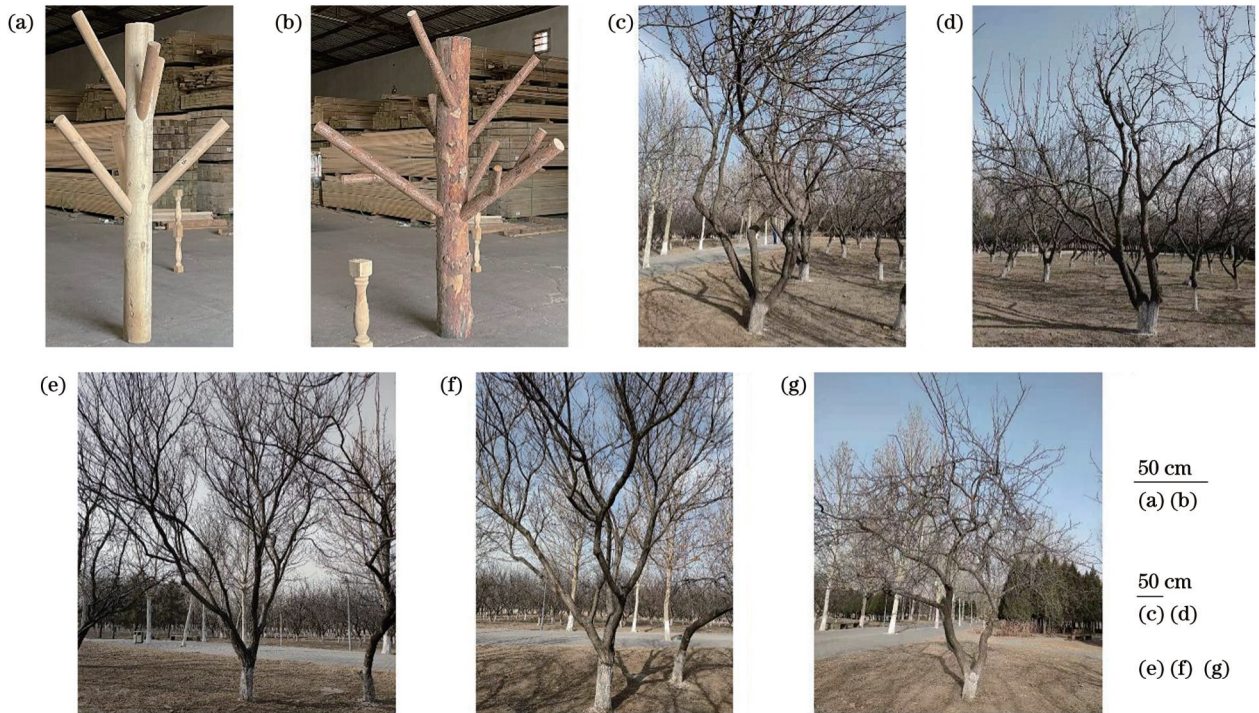


图 1 模型树和落叶期杏树。(a)光滑树;(b)粗糙树;(c)杏树 1;(d)杏树 2;(e)杏树 3;(f)杏树 4;(g)杏树 5

Fig. 1 Tree models and apricot trees in the leaf-off period. (a) Smooth tree; (b) bark tree; (c) apricot 1; (d) apricot 2; (e) apricot 3; (f) apricot 4; (g) apricot 5

取不同参数条件下的点云数据。模型树每隔 72°设置 1 站,每棵树设置 5 个扫描站点,在每一站点都分别使用 0.02°、0.05°、0.08°和 0.11°共 4 种扫描角分辨率进行扫描,每棵模型树共 20 组点云数据;BT 在站点 3 采用扫描角分辨率为 0.11°的数据遗失,考虑实验中位置关系不好恢复,该数据不影响整体分析,不进行补测。考

虑杏树间的位置关系和通视条件,进行场景扫描,调整站点位置获得 5 棵杏树的多站点云数据。

### 2.3 实验方法

#### 2.3.1 实验方法简述

整体实验流程如图 2 所示。对模型树实验组而言,首先手动测量模型树的枝干长度、周长、枝干夹角

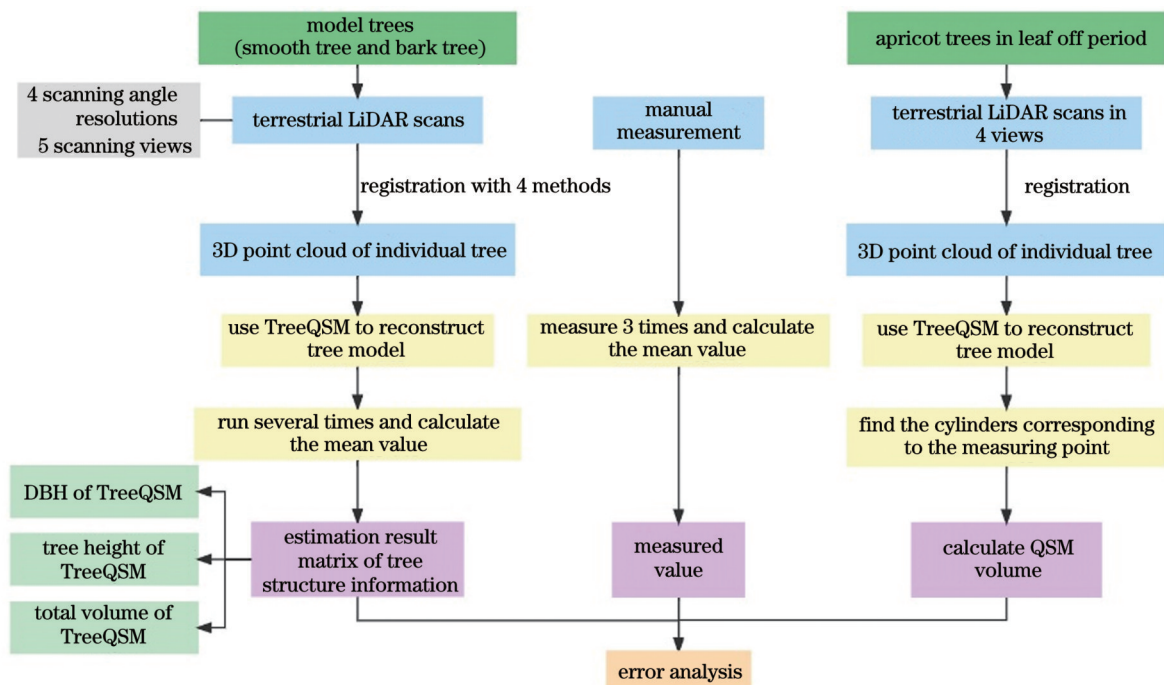


图 2 实验流程

Fig. 2 Experiment process

等数据,并计算体积;然后对同扫描角分辨率条件下的多站数据进行配准融合,再将单站和多站融合数据分别使用 TreeQSM 算法构建树木模型,并估计树高、胸径和体积等参数。由于 TreeQSM 算法有一定的随机性,为减小误差,将每组数据运行 10 次,取测试结果的均值作为 TreeQSM 参数估计值<sup>[33]</sup>。最后,将树高、胸径和体积的估计值和人工测量值进行比对,对采用 TreeQSM 方法生成模型估计参数的绝对误差和相对误差进行分析。同样,用  $0.02^\circ$  的扫描角分辨率对 5 棵杏树进行 4 站场景扫描,手动从中提取 5 棵杏树的 4 个单站点云数据;再将单站数据配准融合,使用 TreeQSM 算法建模,估测分枝和总体的体积值;再选定每棵杏树的测量点,手动测量该处直径,取一定段长度计算分枝体积,作为杏树的体积实测值,从而分析估计精度和误差。

### 2.3.2 TreeQSM 介绍

TreeQSM 是 Raunonen 等<sup>[23]</sup>在 2013 年提出,并于 2015 年改进的一种基于地面激光树木点云、快速自动构建精确树木模型的方法,本实验使用的版本为 2.4.1<sup>[34]</sup>。TreeQSM 假设树干和分枝都是圆柱体,且圆柱体半径从底部到顶部逐渐减小。该方法的主要步骤如下:

步骤 1) 去除树叶点云。该算法为用户提供滤波选择,此环节将树干和树叶点云分离,再将树叶点云滤除,最终只保留树干点云。

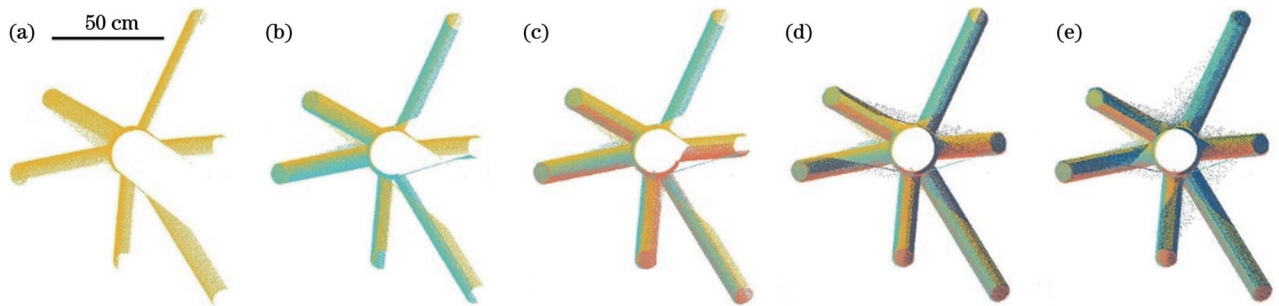


图 3 多站配准变化俯视图。(a)单站;(b)2站;(c)3站;(d)4站;(e)5站

Fig. 3 Top view of multi station registration change. (a) Single station; (b) 2 stations; (c) 3 stations; (d) 4 stations; (e) 5 stations

对杏树点云数据而言,扫描时间虽然是在落叶期,但杏树仍残留少量枯叶,且由于激光扫描过程中存在自然风动、细枝遮挡、激光反射等现象,树冠部分仍存在大量噪声点。配准融合 5 棵杏树的多站点云数据,并手动删除部分噪声点,融合效果如图 4 所示,在杏树主干和部分分枝上选定测量点,测量并记录数据,图 4 中的标点为杏树测量点位置。

### 3.2 QSM 建模结果

对实验中的模型树和杏树而言,采用 TreeQSM 建模单站或配准融合后的点云数据,结果中树木主干和各级分枝依次用深蓝色、绿色、红色、天蓝色、黄色和紫色表示。

步骤 2) 分割点云主干和分枝,拓扑重建分枝结构。输入相关参数,对点云进行 Voronoi 分区<sup>[35]</sup>。该过程在空间随机选择种子点,以其为中心定义一个覆盖集,这个覆盖集即 Voronoi 细胞。某一 Voronoi 细胞内的点,距离其种子点的距离小于或等于距离其他种子点的距离。同时以该种子点为中心为覆盖集定义一个球,这个球的半径大于覆盖集半径,当两个覆盖集的球相交,则将其定义为“邻居”,通过近邻关系让覆盖集生长,并构建连接关系。

步骤 3) 重建枝干模型。从树木底端开始,采用最小二乘法根据分段后的点云数据拟合圆柱体。程序逐级自动拟合圆柱体,自适应确定圆柱体的半径、起点、轴线和长度。

步骤 4) TreeQSM 会在建模完成后,估算分枝的长度、体积和角度以及树木体积、树高等数据。

## 3 结 果

### 3.1 扫描及配准结果

当扫描角分辨率按照设计逐渐降低时,模型树单站点云数据量和密度也逐渐降低。将 5 站数据依次分别用黄色、青色、橙色、深灰色和深蓝色表示,通过俯视图观察单站和多站融合后的 ST 点云数据,如图 3 所示。显然,多站融合数据可以得到较为完整的树木结构,且随着融合站数增多,点云数据量、密度,以及噪声点数也都会增加。

### 3.2.1 模型树建模结果

以两棵模型树在扫描角分辨率为  $0.11^\circ$ , 4 站配准融合数据的建模结果为例。建模结果中 ST 和 BT 的主干和分枝均被正确表示,如图 5 所示。

根据实验结果,在所有扫描角分辨率下,当仅使用单站或 2 站融合数据进行 TreeQSM 建模,结果与实际偏差都很大,会出现主干不连续、建模不完整的情况。显示出点云数据缺失和噪声对 TreeQSM 建模影响很大,从而导致模型估计错误,如主干和分枝走向错误,如图 6(a)所示。而数据缺失、分枝较细小以及噪声点云等问题,也可能导致建模树木拓扑结构错误,如分枝拓扑顺序分配错误[图 6(b)]和重建模型部分缺失[图 6(c)]。



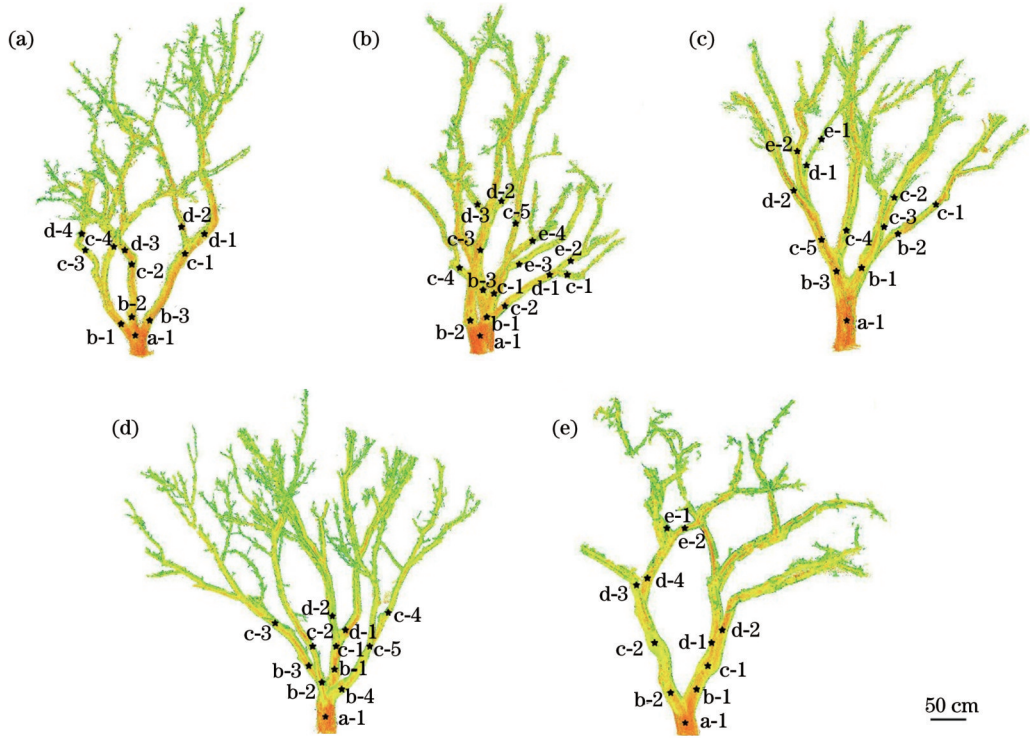


图 4 杏树点云多站融合。(a)杏树 1;(b)杏树 2;(c)杏树 3;(d)杏树 4;(e)杏树 5

Fig. 4 Multi-site integration of apricot point cloud. (a) Apricot 1; (b) apricot 2; (c) apricot 3; (d) apricot 4; (e) apricot 5

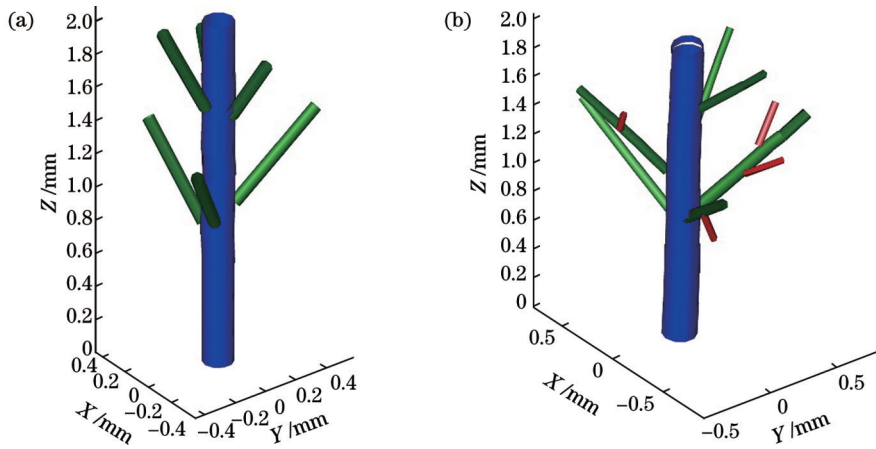


图 5 模型树最佳模型重建结果。(a)S-011-F4;(b)B-011-F4

Fig. 5 The best reconstructed models of tree models. (a) S-011-F4; (b) B-011-F4

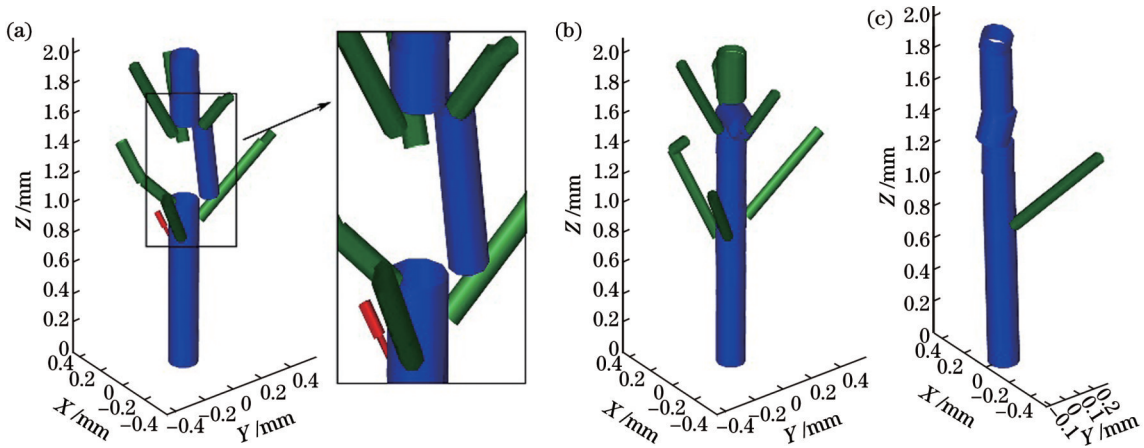


图 6 重建后模型错误。(a) S-011-F2;(b) S-011-F5;(c) S-002-F4

Fig. 6 Error of the reconstructed models. (a) S-011-F2; (b) S-011-F5; (c) S-002-F4

### 3.2.2 杏树建模结果

对枝干结构较复杂的杏树而言, TreeQSM 基本可以重建主要分枝走向, 如图 7(d1) 所示, 但当有多个细小分枝相邻、且间隔距离较小时, 程序可能会将其识别为同一个分枝, 如图 7(b1) 所示; 有些情况下 TreeQSM

能识别出分枝位置, 但分枝顺序会出现错误, 如图 7(d2) 所示; 当缺失某些数据时, TreeQSM 能根据上下段点云填补缺失数据, 进而生成完整连续的圆柱体模型, 如图 7(e1) 所示; 但在某些情况下, TreeQSM 也会在无数据区域生成圆柱体模型, 如图 7(c1) 所示。

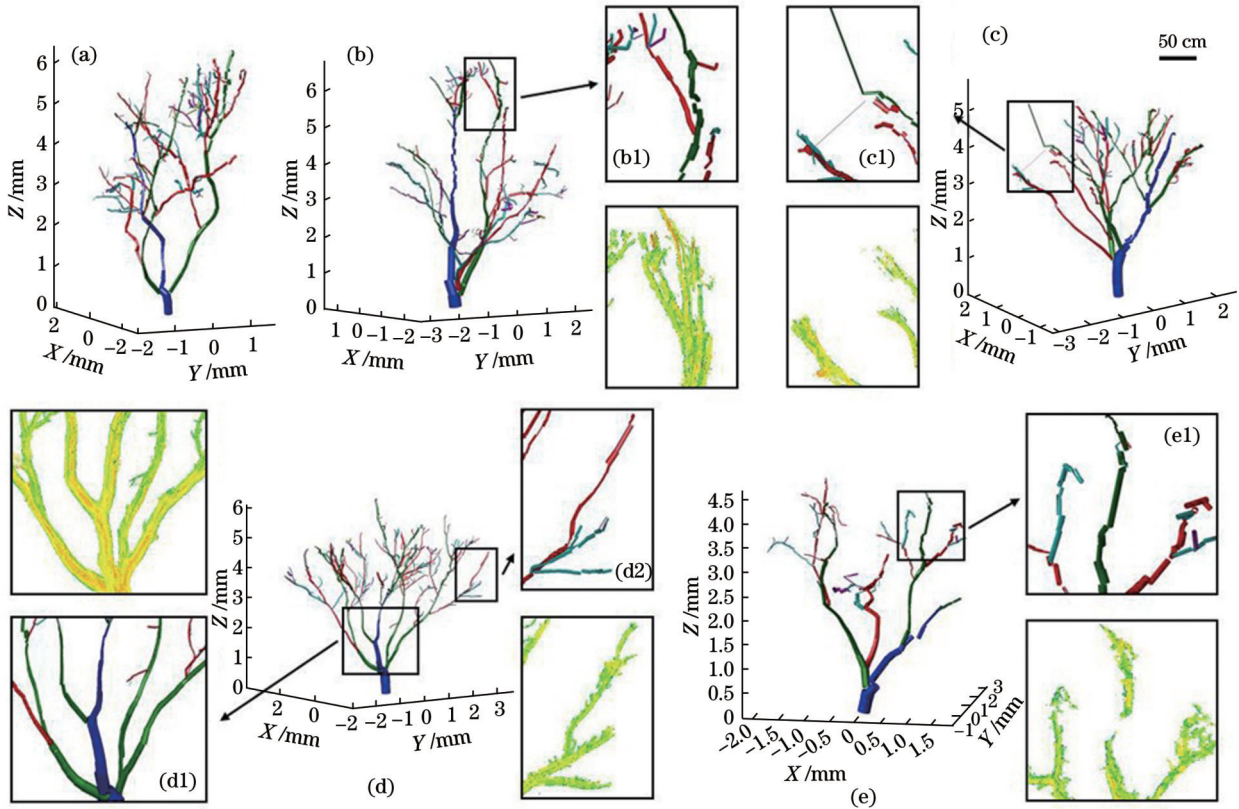


图 7 杏树模型重建结果。(a)杏树 1;(b)杏树 2;(c)杏树 3;(d)杏树 4;(e)杏树 5

Fig. 7 Reconstructed models of apricots. (a) Apricot 1; (b) apricot 2; (c) apricot 3; (d) apricot 4; (e) apricot 5

### 3.3 模型树结果

在不同角分辨率、不同配准站点数量下, 实验中采用 TreeQSM 测试了树高、胸径、体积的估计结果。为减小程序运行随机误差, 每组参数数据都运行 10 次, 取平均值作为最终估计值。ST 树高和胸径的估计精度<sup>[22]</sup>最高可达 98.51% 和 100%, 平均精度为 96.19% 和 98.06%; BT 树高和胸径的估计精度最高可达 100% 和 100%, 平均精度为 98.67% 和 92.90%, 整体来说 TreeQSM 估计较为准确。ST 体积的估计精度最高可达 99.88%, 平均精度为 94.37%; BT 体积的估计精度最高可达 96.86%, 平均精度为 89.62%, 整体呈现体积低估, 但融合多站数据能提高体积估计的精度。

### 3.4 杏树结果

在角分辨率为  $0.02^\circ$ 、4 站配准下, 实验中采用 TreeQSM 测试了直径和体积的估计结果。在 TreeQSM 建模结果生成后, 根据手动测量点在生成模型中找到对应位点并记录该处圆柱体直径。为减小程序运行随机误差, 每棵树数据运行 10 次, 取平均值作

为最终估计值。

按照圆柱体体积计算公式得到测量点分枝段实测体积和估计体积, 由于杏树枝干弯曲度较大, 为尽可能减小将分枝段视为圆柱体进行体积计算时产生的误差, 段长度  $h$  均取 0.2 m。在体积估计方面, 杏树的估计精度最高可达 82.88%, 平均精度为 71.32%, 整体呈现体积低估。

## 4 分析与讨论

### 4.1 模型树分析

在树高估计方面, 整体来看, 当扫描角分辨率和配准站数相同时, ST 的树高相对误差均大于 BT, 如图 8(a) 所示。当增加配准站数时, 粗糙树树高相对误差呈递减趋势, 而 ST 树高相对误差变化不明显。当配准站数达到 3 站时, 各扫描角分辨率下的 BT 树高相对误差都呈现大幅度下降, 说明 3 站及以上站数配准有助于降低 BT 的树高误差。ST 的树高相对误差最小为 1.25%, 此时所用数据为扫描角分辨率为  $0.02^\circ$  下的 5 站配准数据; BT 的树高相对误差最小为 0.04%,



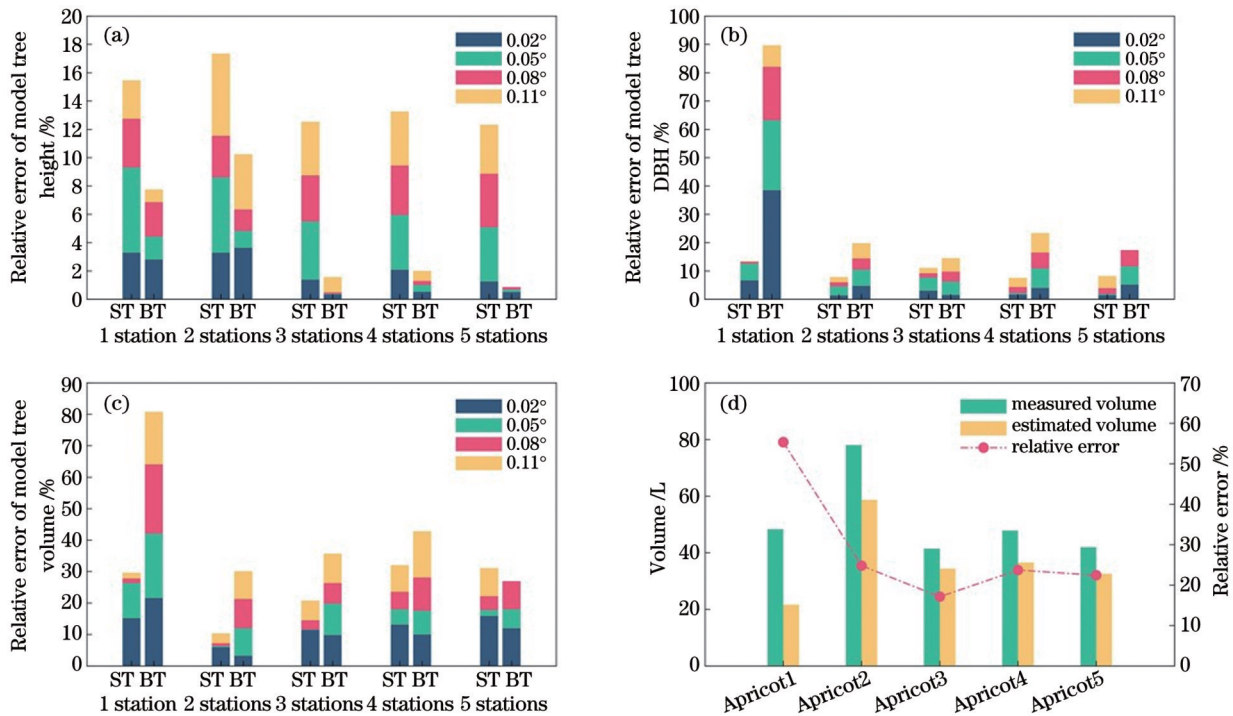


图 8 误差分析。(a)模型树树高相对误差;(b)模型树胸径相对误差;(c)模型树体积相对误差;(d)杏树体积实测值与估计值对比  
Fig. 8 Error analysis. (a) Relative error of model tree height; (b) relative error of model tree diameter at breast height; (c) relative error of model tree volume; (d) comparison of measured and estimated apricot volume

此时所用数据为扫描角分辨率为  $0.05^\circ$  下的 3 站配准数据。

在胸径估计方面,整体来看,相同条件下 ST 的胸径估计相对误差要小于 BT,但粗糙树在使用单站数据时低估严重,相对误差最高达到 38.48%,如图 8(b) 所示(其中, DBH 为胸径)。ST 的胸径估计相对误差最小为 0.18%,此时所用数据为扫描角分辨率为  $0.11^\circ$  下的单站配准数据; BT 的胸径估计相对误差最小为 1.51%,此时所用数据为扫描角分辨率为  $0.02^\circ$  下的 3 站配准数据。需特别注意的是, BT 在单站建模情况下,容易在树高 1.2~1.3 m 处出现主干识别为分枝的主干识别错误,造成胸径估计偏差非常大的异常情况。

在体积估计方面,两棵树整体都是体积低估,特别是 BT 在使用单站数据时低估严重,相对误差最高达到 21.57%,如图 8(c) 所示。当有 2 站数据配准时,两棵树的体积相对误差均出现较大幅度下降,但由实际建模结果可知,此时重建的圆柱体模型与实际树木结构相差较大,模型重建正确率不高。ST 的体积估计相对误差最小为 0.12%,此时所用数据为扫描角分辨率为  $0.05^\circ$  下的 3 站配准数据; BT 的体积估计相对误差最小为 3.24%,此时所用数据为扫描角分辨率为  $0.02^\circ$  下的 2 站配准数据。

总的来说,采用 TreeQSM 处理两棵模型树数据时,可以通过选择扫描参数来提高估计树高、胸径和体积等估计指标的精度,如多站点融合数据在估计树高

和胸径时具有一定的优势,这也验证了刘鲁霞等<sup>[36]</sup>在 2016 年实验结果中表明的多站拼接下得到的估计值比单站估计值更接近实测结果。然而根据实验分析,对模型树不同的估计指标而言, TreeQSM 最优估计参数配置并不完全一致。

#### 4.2 杏树分析

实验中根据手动测量分枝半径和长度估计了分枝实测体积,同时根据模型估计结果计算了 5 棵杏树枝段体积的绝对误差和相对误差。总的来说,主干部分体积估计误差较小,而大多数分枝体积存在低估。Wang 等<sup>[33]</sup>在 2020 年对 TreeQSM 分枝的重建效果进行分析,其标注实验树木分枝的顺序,并将 TreeQSM 生成的建模分枝按照直径分为 7 个等级,与实测长度和体积进行对比,显示 TreeQSM 可以正确重建大部分分枝,但分配枝干的拓扑顺序不完全正确,且分枝直径越大,对应体积偏差越小。本实验将 5 棵杏树共 62 个分枝段直径按照大小区间分为 7 个等级,并计算平均相对误差,基本分枝直径越粗,估计体积的相对误差越小。

将所有分枝段体积相加得到杏树体积,对比 5 棵杏树实测和估计体积数据发现 TreeQSM 会在不同程度上低估杏树体积,如图 8(d) 所示。其原因可能为杏树主干较为矮小,并有大量分枝且结构复杂,从而导致主干和分枝在直径上差别不大。而 TreeQSM 算法默认子分枝总是比上一级分枝细,会造成分枝的体积低估。从树木结构和实际数据上来看,杏树 3 在 5 棵杏树

中主干相对分枝区分较为明显,因此杏树 3 的体积相对误差在 5 棵树中最小(17.12%)。从体积估计来看,TreeQSM 对模型树的估计整体优于真实杏树,前者体积相对误差为 0.12%~21.57%,后者体积相对误差为 17.12%~55.33%。

根据上述分析,首先,扫描角分辨率和配准站数的配置选择对 TreeQSM 建模精度有一定的影响,通过选择合适的参数配置,能够对树高、胸径等指标进行较为精准的估计。但体积的估计受树木分枝结构的影响较大,当出现复杂结构以及主干分枝粗细区分不明显的情况时,会产生较大的体积估计误差。其次,过多站点的融合不一定提升估计结果精度。若多站点之间的重叠度过高,则后续加入融合的站点数据主要增加点数和计算开销,不能为提高估计精度提供信息支撑,甚至还会造成噪声的叠加,从而降低估计精度。最后,TreeQSM 对数据分类和检索的部分具有一定的随机性,因此该算法对同一数据处理的多次结果并不唯一,对估计结果进行多次平均是一种减少单次估计误差的措施。

## 5 结 论

本实验使用 7 棵树木对 TreeQSM 树木定量结构模型进行性能评价与分析,其中包括 2 棵人造模型树和 5 棵真实杏树。实验结果表明:该方法使用较为完整的多站融合点云数据时,通过选择合适的扫描角分辨率和配准站数,能得到较好的树木模型,在树木的树高和胸径估计上也都有较好的表现。但该算法对树木枝干复杂拓扑结构的估计能力有待提高,在估计复杂结构的树木体积时仍存在较大误差。本实验针对树木模型和真实杏树研究分析采用 TreeQSM 估计树高、胸径和体积时,选择较好的扫描角分辨率和配准站数能提高建模精度;同时也指出 TreeQSM 在复杂分枝结构建模和体积估计方面仍存在较大估计偏差。在后续研究中,将继续研究体积估计中的树木主干识别错误和分枝直径普遍低估等问题。

## 参 考 文 献

- [1] 曹海翔,邱心怡,贺涛.森林生物量遥感卫星发展综述[J].光学学报,2022,42(17):1728001.  
Cao H Y, Qiu X Y, He T. Review on the development of forest biomass remote sensing satellite[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(17): 1728001.
- [2] 李春干,代华兵.中国森林资源调查:历史、现状与趋势[J].世界林业研究,2021,34(6):72-80.  
Li C G, Dai H B. Forest management inventory in China: history, current status and trend[J]. World Forestry Research, 2021, 34(6): 72-80.
- [3] 谭舸,花向红,陶武勇,等.基于激光跟踪仪的多测站地面激光扫描点云配准方法[J].中国激光,2021,48(17):1710002.  
Tan G, Hua X H, Tao W Y, et al. Multiview terrestrial laser scanning point cloud registration method based on laser tracker[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1710002.
- [4] 肖杨,胡少兴,肖深,等.从三维激光点云中快速统计树木信息的方法[J].中国激光,2018,45(5):0510007.  
Xiao Y, Hu S X, Xiao S, et al. A fast statistical method of tree information from 3D laser point clouds[J]. Chinese Journal of Lasers, 2018, 45(5): 0510007.
- [5] 曹伟,陈动,史玉峰,等.激光雷达点云树木建模研究进展与展望[J].武汉大学学报(信息科学版),2021,46(2):203-220.  
Cao W, Chen D, Shi Y F, et al. Progress and prospect of LiDAR point clouds to 3D tree models[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(2): 203-220.
- [6] Yan D M, Wintz J, Mourrain B, et al. Efficient and robust reconstruction of botanical branching structure from laser scanned points[C]//2009 11th IEEE International Conference on Computer-Aided Design and Computer Graphics, August 19-21, 2009, Huangshan, China. New York: IEEE Press, 2009: 572-575.
- [7] Li R H, Bu G C, Wang P. An automatic tree skeleton extracting method based on point cloud of terrestrial laser scanner[J]. International Journal of Optics, 2017, 2017: 1-11.
- [8] 栗荣豪,陈益楠,甘小正,等.点云体素细化生成树木骨架的方法[J].激光与光电子学进展,2019,56(19):192802.  
Li R H, Chen Y N, Gan X Z, et al. Tree-skeleton generation method by thinning voxels of point cloud[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(19): 192802.
- [9] 王君刚,王解先.圆柱体的拟合与质量检测[J].测绘通报,2014(4):51-55.  
Wang J G, Wang J X. Fitting and quality inspection of cylinder[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2014(4): 51-55.
- [10] 金川,王金旺,郑坚,等.异速生长法计算秋茄红树林生物量[J].生态学报,2012,32(11):3414-3422.  
Jin C, Wang J W, Zheng J, et al. An assessment method of Kandelia obovata population biomass[J]. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(11): 3414-3422.
- [11] 陈动,张振鑫,王臻,等.骨架优化下的地面激光树木点云重建方法[J].地球信息科学学报,2019,21(2):236-248.  
Chen D, Zhang Z X, Wang Z, et al. Individual tree modeling from terrestrial laser scanning point clouds via skeleton-based optimization[J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(2): 236-248.
- [12] Huang H, Wu S H, Cohen-Or D, et al.  $L_1$ -medial skeleton of point cloud[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 1-8.
- [13] Mei J, Zhang L Q, Wu S H, et al. 3D tree modeling from incomplete point clouds via optimization and  $L_1$ -MST[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2017, 31(5): 999-1021.
- [14] 卢华清,伍吉仓,张子健.面向地基激光点云的树木枝叶分离[J].中国激光,2022,49(23):2310001.  
Lu H Q, Wu J C, Zhang Z J. Tree branch separation for ground-based laser point cloud[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(23): 2310001.
- [15] Dijkstra E W. A note on two problems in connexion with graphs[J]. Numerische Mathematik, 1959, 1(1): 269-271.
- [16] 张冬,严锐,云挺,等.基于地面激光雷达的单木枝干建模方法[J].林业工程学报,2016,1(5):107-114.  
Zhang D, Yan R, Yun T, et al. The 3D reconstruction of tree branches from point cloud based on terrestrial laser scanner[J]. Journal of Forestry Engineering, 2016, 1(5): 107-114.
- [17] Su Z X, Zhao Y D, Zhao C J, et al. Skeleton extraction for tree models[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2011, 54(3/4): 1115-1120.
- [18] Gorte B. Skeletonization of laser-scanned trees in the 3D raster domain[M]//Abdul-Rahman A, Zlatanova S, Coors V. Innovations in 3D geo information systems. Lecture notes in geoinformation and cartography. Heidelberg: Springer, 2006: 371-380.
- [19] Rutzinger M, Pratihast A K, Oude Elberink S J, et al. Tree modelling from mobile laser scanning data-sets[J]. The Photogrammetric Record, 2011, 26(135): 361-372.
- [20] 惠振阳,胡海瑛,李娜,等.改进的 Alpha-shapes 建筑物轮廓线提取算法[J].激光与光电子学进展,2022,59(10):1028006.



- Hui Z Y, Hu H Y, Li N, et al. Improved alpha-shapes building profile extraction algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(10): 1028006.
- [21] Pfeifer N, Gorte B, Winterhalder D. Automatic reconstruction of single trees from terrestrial laser scanner data[C]//Proceedings of the 20th ISPRS Congress, July 12-23, 2004, Istanbul, Türkiye. [S.l.: s.n.], 2004: 114-119.
- [22] Thies M, Pfeifer N, Winterhalder D, et al. Three-dimensional reconstruction of stems for assessment of taper, sweep and lean based on laser scanning of standing trees[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2004, 19(6): 571-581.
- [23] Raunonen P, Kaasalainen M, Åkerblom M, et al. Fast automatic precision tree models from terrestrial laser scanner data[J]. *Remote Sensing*, 2013, 5(2): 491-520.
- [24] Raunonen P, Casella E, Calders K, et al. Massive-scale tree modelling from TLS data[J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2015, II-3/W4: 189-196.
- [25] Markku Å, Raunonen P, Kaasalainen M, et al. Analysis of geometric primitives in quantitative structure models of tree stems [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(4): 4581-4603.
- [26] Kunz M, Hess C, Raunonen P, et al. Comparison of wood volume estimates of young trees from terrestrial laser scan data[J]. *IForest-Biogeosciences and Forestry*, 2017, 10(2): 451-458.
- [27] Burt A, Disney M I, Raunonen P, et al. Rapid characterisation of forest structure from TLS and 3D modelling[C]//2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS, July 21-26, 2013, Melbourne, VIC, Australia. New York: IEEE Press, 2014: 3387-3390.
- [28] Smith A, Astrup R, Raunonen P, et al. Tree root system characterization and volume estimation by terrestrial laser scanning and quantitative structure modeling[J]. *Forests*, 2014, 5(12): 3274-3294.
- [29] Yang W X, Disney M, Wilkes P, et al. Assessing approaches to 3D tree reconstruction from terrestrial laser scanning data[C]// Proceedings of the Silvi Laser Conference, September 28-30, 2021, Vienna, Austria. [S.l.: s.n.], 2021: 74-76.
- [30] Kaasalainen S, Krooks A, Liski J, et al. Change detection of tree biomass with terrestrial laser scanning and quantitative structure modelling[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(5): 3906-3922.
- [31] Lau A, Bentley L P, Martius C, et al. Quantifying branch architecture of tropical trees using terrestrial LiDAR and 3D modelling[J]. *Trees*, 2018, 32(5): 1219-1231.
- [32] Markku Å, Raunonen P, Mäkipää R, et al. Automatic tree species recognition with quantitative structure models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 191: 1-12.
- [33] Wang D, Momo Takoudjou S, Casella E. LeWoS: a universal leaf-wood classification method to facilitate the 3D modelling of large tropical trees using terrestrial LiDAR[J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2020, 11(3): 376-389.
- [34] TampereInverse. Version 2.4.1 Reconstruction of quantitative structure models for trees from point cloud data[EB/OL]. (2022-05-11)[2022-08-08]. <https://github.com/InverseTampere/TreeQSM>.
- [35] Ying S, Xu G, Li C P, et al. Point cluster analysis using a 3D Voronoi diagram with applications in point cloud segmentation[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015, 4(3): 1480-1499.
- [36] 刘鲁霞, 庞勇, 李增元. 基于地基激光雷达的亚热带森林单木胸径与树高提取[J]. *林业科学*, 2016, 52(2): 26-37.
- Liu L X, Pang Y, Li Z Y. Individual tree DBH and height estimation using terrestrial laser scanning(TLS) in a subtropical forest[J]. *Scientia Silvae Sinicae*, 2016, 52(2): 26-37.

## Performance Analysis of Tree Parameter Estimation Based on TreeQSM Modeling of Actual and Model Trees

Wu Yuhan, Wang Pei\*, Li Yaxin, Liu Zhongnan, Li Hanlong, Ren Jing

*School of Science, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China*

### Abstract

**Objective** Tree point clouds can be used to estimate tree structure information in a nondestructive manner, which is very useful for studying forest ecosystems. Modeling and analysis of tree structures are critical in the investigation of tree topologies and biomass. One popular tree modeling method is a priori hypothesis modeling, which uses tree branches as cylinders and point clouds as input to model the branches by the topological structure of the tree skeleton. Tree quantitative structure modeling (TreeQSM) is an a priori hypothesis modeling method that enhances the regularity of tree models to rapidly obtain tree structures and is currently a mainstream tree modeling method mostly used for tree model reconstruction, biomass estimation, and other aspects. This study analyzed the accuracy estimations of tree height, diameter at breast height (DBH), and volume using TreeQSM based on multi-precision and multi-site scans of two artificial model trees and five real apricot trees.

**Methods** To achieve a more effective evaluation of the TreeQSM method, experiments were conducted using both artificial model and real apricot trees. The model trees were constructed from smooth logs without bark or from rough logs with original bark. The real trees were in the leaf-off stage. The DBH, height, branch length, and diameter of each tree were manually measured, and the tree volume was calculated. A RIEGL VZ-400 scanner was used to collect multiscan tree point clouds. Single- and multi-scan tree point clouds with different scanning parameters were used to construct tree structure models using the TreeQSM algorithm. The tree models were then used to evaluate tree parameters such as tree height, DBH, and volume. The estimated and actual values were compared, and the absolute and relative errors were calculated and analyzed.

**Results and Discussions** The estimation accuracies of the tree heights and DBHs of smooth trees reach 98.51% and 100%, with average accuracies of 96.19% and 98.06%, respectively, whereas those of bark trees reach 100%, with average accuracies of 98.67% and 92.90%, respectively. Overall, the TreeQSM method is shown to be relatively accurate in estimation. In terms of volume estimation, the estimation accuracy of the smooth, bark, and apricot trees reach 99.88%, 96.86%, and 82.88%, respectively, and

the average accuracies are 94.37%, 89.62%, and 71.32%, respectively. Volume estimation is underestimated, but its accuracy can be improved by fusing multi-station data. First, results show that the configuration and selection of the scanning angular resolution and number of scans have distinct effects on the modeling accuracy of the TreeQSM method. The selection of appropriate parameter configurations when using the TreeQSM method enables accurate estimation of tree height, DBH, and other indicators. Second, more multiview scans with excessive overlap may not improve the accuracy of estimation results and may even cause noise superposition, resulting in reduced estimation accuracy. Third, the TreeQSM algorithm has a certain degree of randomness in classifying and retrieving data, and multiple processing results for the same data are not unique. Averaging multiple results can reduce the error of single estimation.

**Conclusions** We use seven artificial and real trees to evaluate and analyze the performance of the TreeQSM method. Using TreeQSM, we analyze a relatively suitable scanning angular resolution and number of scans to estimate tree height, DBH, and volume. Results show that this method can obtain a better tree model by using appropriate scan parameters such as angular resolution and number of scans. Although the TreeQSM method performs well in estimating tree height and DBH, the method should be improved to estimate more accurately the complex topological structures of tree branches and trunks. This study demonstrates that the TreeQSM method still has significant biases in terms of modeling and volume estimation for complex branch structures. In future research, we will continue to study related topics such as tree trunk recognition errors and underestimated branch diameters in volume estimation.

**Key words** remote sensing; terrestrial laser radar; quantitative structure models; point cloud; tree reconstruction