

## 基于背包式激光雷达数据的单木骨架提取

赵钧坤, 邢艳秋\*, 李苑鑫

(东北林业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150040)

**摘 要:** 单木骨架提取是树木三维建模的关键步骤, 对于精准管理林业和森林资源具有重要意义。背包式激光雷达 (backpack LiDAR scanning, BLS) 作为一种新兴的移动测量技术, 具有灵活性和便携性优势, 但其点云数据存在不均匀分布和噪声干扰等问题, 影响骨架提取的精度。针对这些问题, 以广西壮族自治区国有高峰林场的杉木 (*Cunninghamia lanceolata*) 为研究对象, 基于背包式激光雷达扫描数据, 提出一种基于关键路径探测的分层递进骨架提取方法。该方法结合几何约束与层级分析方法, 实现枝干主轴的精准定位, 并利用中垂线交点计算构建连续且拓扑完整的单木骨架。采用地基激光雷达 (terrestrial laser scanning, TLS) 数据作为验证数据, 通过体素滤波和局部高程归一化等预处理技术优化背包式激光雷达数据质量。结果表明, 在枝干分级评估中, 该方法表现出较高的性能。F1 分数在 0.771~0.788, 精确度范围为 93.33%~100%, 召回率范围为 66.67%~90.63%。此外, 对 BLS 数据分枝角度的估测结果与 TLS 数据分枝角度对比显示, 决定系数  $R^2$  (coefficient of determination) 达到 0.84, 均方根误差 (root mean square error, RMSE) 为 7.22°。研究结果为单木三维建模提供高精度的技术框架, 为林业资源管理、生态模拟等奠定数据基础。

**关键词:** 骨架提取; 枝干分级; 分层递进算法; 分枝角度; 背包式激光雷达

**中图分类号:** S771.8

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.7525/j.issn.1006-8023.2026.01.011

## Research on Single Tree Skeleton Extraction Based on Data of Backpack LiDAR Scanning

ZHAO Junkun, XING Yanqiu\*, LI Yuanxin

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

**Abstract:** Single-tree skeleton extraction is a critical step in 3D tree modeling, holding significant importance for precision forestry and forest resource management. Backpack LiDAR scanning (BLS), as an emerging mobile measurement technology, offers advantages in flexibility and portability. However, its point cloud data suffers from uneven distribution and noise interference, which affect the accuracy of skeleton extraction. To address these issues, this study focuses on *Cunninghamia lanceolata* in the State-owned Gaofeng Forest Farm of Guangxi Zhuang Autonomous Region and proposes a hierarchical progressive skeleton extraction method based on key path detection using BLS data. This approach integrates geometric constraints and hierarchical analysis to achieve precise localization of branch axes, while employing perpendicular bisector intersection calculations to construct a continuous and topologically complete single-tree skeleton. Terrestrial laser scanning (TLS) data was used as validation data, and preprocessing techniques such as voxel filtering and local elevation normalization are applied to enhance BLS data quality. The results indicate that the proposed method exhibited high performance in branch classification.  $F_1$ -scores ranged from 0.771 to 0.788, with precision ranging from 93.33% to 100%, and recall ranging from 66.67% to 90.63%. Furthermore, the comparative analysis of branch angle estimations based on BLS and TLS data yields a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 0.84 and a root mean square error ( $R_{MSE}$ ) of 7.22°. This study provides a high-precision technical framework for single-tree 3D modeling, laying a data

**收稿日期:** 2025-07-23

**基金项目:** 国家重点研发计划项目 (2023YFD2201701)。

**第一作者简介:** 赵钧坤, 硕士研究生。研究方向为林业遥感及精准林业装备。E-mail: junkunzhao@nefu.edu.cn

**\*通信作者:** 邢艳秋, 博士, 教授。研究方向为林业遥感及精准林业装备。E-mail: yanqiu@nefu.edu.cn

**引文格式:** 赵钧坤, 邢艳秋, 李苑鑫. 基于背包式激光雷达数据的单木骨架提取[J]. 森林工程, 2026, 42(1): 116-126.

ZHAO J K, XING Y Q, LI Y X. Research on single tree skeleton extraction based on data of backpack LiDAR scanning[J]. Forest Engineering, 2026, 42(1): 116-126.

foundation for forest resource management and ecological simulation.

**Keywords:** Skeleton extraction; branch hierarchy classification; hierarchical progressive algorithm; branching angle; backpack LiDAR scanning

## 0 引言

提取高精度单木骨架的工作是支撑林木三维结构重建、生物量估算及森林生态过程模拟的关键环节,也是激光雷达点云数据处理中的重要部分之一。传统地基激光雷达扫描(terrestrial laser scanning, TLS)技术虽能提供毫米级精度的非破坏性测量<sup>[1-2]</sup>,但其静态扫描模式在郁闭林冠或崎岖地形等复杂林分环境下,部署效率低下且便携性受限<sup>[3]</sup>,难以实现高效、灵活的数据采集,进而影响点云覆盖的完整性与均匀性<sup>[4-6]</sup>。背包式激光雷达(backpack LiDAR scanning, BLS)系统通过集成同时定位与建图算法(simultaneous localization and mapping, SLAM)与多传感器技术<sup>[7-9]</sup>,克服传统 TLS 系统的移动性限制,极大地提升复杂环境下的作业灵活性与数据采集效率。然而,在森林场景下,BLS 数据仍然存在着点云密度不均匀及单木骨架提取精度低的问题,导致 BLS 数据在单木骨架提取以及重建中易出现骨架变形甚至形态失真现象。

在实际应用中,针对 BLS 点云数据中点云密度不均和精度较低的问题,现有的单木骨架提取方法存在局限性。基于体素空间对点云降维是解决上述问题常用的一类点云处理方法,如体素空间算法(Voxel Space, VS)<sup>[10]</sup>与部分并行 3D 细化算法<sup>[11]</sup>等通过网格简化加速处理,但在点云稀疏区域易丢失细枝几何信息;在 K 邻近收缩算法中<sup>[12]</sup>,改进的 Laplacian 收缩算法<sup>[13]</sup>及基于测地距离优化<sup>[14]</sup>的方法通过模拟物理收缩过程来优化点云收缩效果,然而其对噪声高度敏感的特性易在振动干扰下导致拓扑断裂;B 样条曲线拟合<sup>[15]</sup>、最小二乘优化定位<sup>[16]</sup>和双重预处理机制<sup>[17]</sup>等依赖局部几何分析的方法在点云缺失或分布不均区域稳定性不足。空间殖民算法<sup>[18]</sup>及其角度<sup>[19]</sup>与法向约束优化变体通过枝干空间竞争机制提升拓扑准确性,

但其计算高复杂度在背包式激光雷达大数据场景下构成瓶颈;迭代切平面算法<sup>[20]</sup>依赖精确的初始生长方向估计,方向误差在动态扫描数据中易被放大;基于几何特征分级聚类<sup>[21]</sup>与多特征融合<sup>[22]</sup>的 GC 算法构建最小生成树拓扑网络,但在复杂分枝处易受点云密度变化影响产生冗余连接。因此,现有方法难以克服背包式激光雷达数据的点云密度不均导致的骨架拓扑断裂的问题,难以实现高精度的单木骨架重建。

针对上述问题,本研究提出一种基于分层递进的单木骨架提取算法,采用枝干分离与分层建模的方法,减少多团簇点云的干扰,同时克服密度不均和复杂分枝结构对骨架点提取的影响,然后利用逐层递进搜索高精度骨架点以保留稀疏区域的细致几何信息,再通过引入父子拓扑算法建立层级间的连接以增强抗噪能力,并防止拓扑断裂,最后结合 TLS 扫描数据对所提出的算法进行验证,以解决由点云密度不均和拓扑连接问题引起的精度下降问题。

## 1 数据采集与预处理

### 1.1 研究区域概况

研究区位于中国广西壮族自治区南宁市西北郊的高峰林场(108° 23'15"—108° 24'0"E, 22° 57'45"—22° 58'30"N)。该区域地处南宁盆地边缘,以丘陵和山地为主,地势总体呈东高西低。其中,丘陵占总面积的 55.5%,山地占 38.7%,郁闭度为 87%。该区域为亚热带季风气候,冬季气候温和,夏季雨量充沛。林场主要树种包括马尾松(*Pinus massoniana*)、速生桉(*Eucalyptus robusta* Smith)和杉木(*Cunninghamia lanceolata*)等。

### 1.2 背包式激光雷达数据采集

研究采用课题组自研背包式激光雷达设备,于 2017 年 12 月完成样地扫描,设备组成如图 1(a)所示,主要性能参数见表 1。

表 1 背包式激光雷达扫描技术参数

Tab. 1 Technical parameters of BLS

参数 Parameters	LiDAR 精度/cm LiDAR accuracy	相对精度/cm Relative accuracy	绝对精度/cm Absolute accuracy	扫描距离/m Scan range	水平视场角/(°) Horizontal field of view	垂直观场角/(°) Vertical field of view
数值 Value	± 3	<3	<5	100	0-360	-90-90

目标样地内有 20 a 树龄的杉木 48 株,人工测量胸径均值为 17.22 cm,树高为 8.2~18.7 m,平均树高为

14.47 m。背包式激光雷达数据采集路径如图 1(b)所示,自样地东北角开始以“S”形路线在样地内行进扫

描,扫描完成后绕样地半周回到起点闭合路线,完成点云数据的采集。采集到的样地BLS数据如图1(c)所示,通过胸径定位提取出单木点云,然后使用简单随机

抽样方法选取了数据集中的5株样木点云进行研究,再利用聚类方法去除交叉点云的干扰。

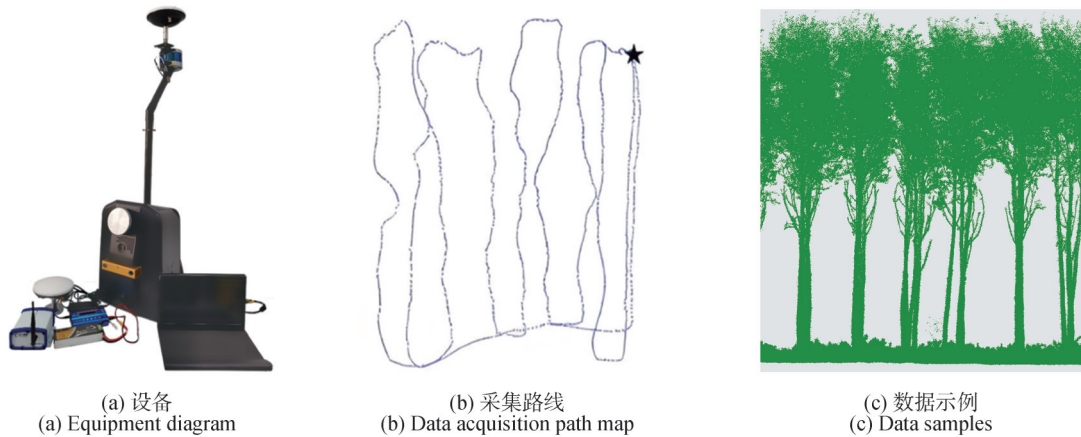


图1 背包式激光雷达数据采集  
Fig. 1 Data acquisition with BLS

### 1.3 验证数据的获取

由于TLS点云数据精度较高,点位精度可以达到 $\pm 3$  mm,获取树木的结构信息更为完整,将其作为背包式激光雷达提取单木骨架的验证数据具有较高的可靠性。因此,在所选样地内采用多个基站同时扫描样

地的扫描形式,于2018年1月使用Riegl Vz-400i地基式激光雷达采集相关点。该设备的扫描速度为50万点/s,最大测量距离为800 m,水平视场角为 $360^\circ$ ,垂直视场角为 $100^\circ$ ,平均点云密度为2 000点/ $m^3$ 。TLS点云数据如图2所示。

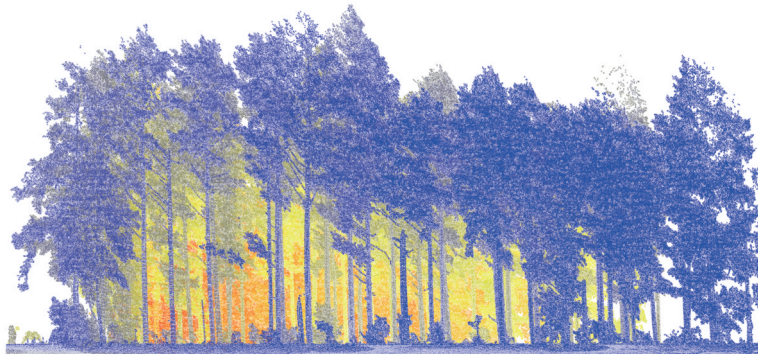


图2 TLS数据  
Fig. 2 TLS data

### 1.4 数据预处理

本研究采用一种结合地面点分类的高程归一化方法以消除地形的影响。具体步骤如下:1)先利用渐进形态学滤波算法实现地面点的有效分离;2)在每个待处理点的 $X$ - $Y$ 平面邻域内,选取 $k$ 个最近邻地面点计算其高程均值,构建动态局部基准面;3)通过高程差值计算,将所有点云数据统一转换至同一水平基准面上。

本试验采用体素滤波形式对BLS点云进行降采样处理,在完成体素划分后,算法将原始点云数据映射到

相应的体素中。对于每个包含点云的体素,计算其内部所有点的质心,并将该质心作为该体素的代表点,实现数据的简化。

体素滤波的具体公式为

$$V_{i,j,k} = (x, y, z) \begin{cases} x_{\min} + i \cdot s \leq x < x_{\min} + (i + 1) \cdot s \\ y_{\min} + j \cdot s \leq y < y_{\min} + (j + 1) \cdot s \\ z_{\min} + k \cdot s \leq z < z_{\min} + (k + 1) \cdot s \end{cases} \quad (1)$$

式中: $V_{i,j,k}$ 为体素; $x_{\min}, y_{\min}, z_{\min}$ 为点云的最小坐标; $s$ 为体素的大小; $i, j, k$ 为体素的索引。

本研究在 BLS 数据里随机抽取 5 株样树, 其样树的基本信息见表 2, 包括主干数、分枝数、树高、胸径和

枝下高; 对 BLS 里随机抽取的 5 株树的点云数据进行体素滤波试验, 试验结果如图 3 所示。

表 2 样树基本信息  
Tab. 2 Sample tree specifications

树木编号 Tree ID	主干数/个 Trunk count	分枝数/个 Branch count	树高/m Tree height	胸径/m Diameter at breast height	枝下高/m Clear bole height
Tree 1	1	29	22.83	0.34	12.09
Tree 2	1	29	24.55	0.29	9.87
Tree 3	1	28	27.85	0.32	12.02
Tree 4	1	21	25.54	0.35	10.68
Tree 5	1	18	26.70	0.39	10.94

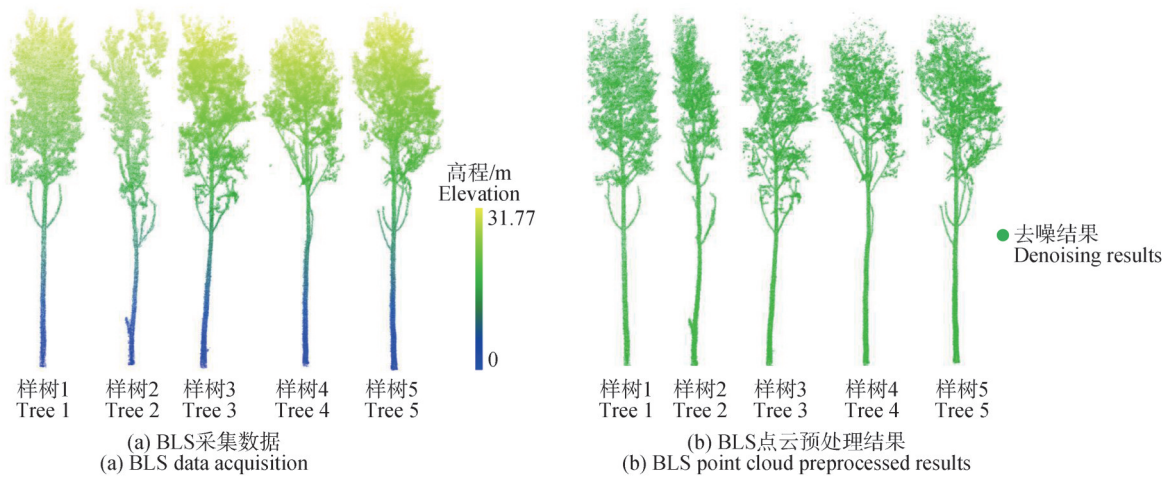


图 3 BLS 原始数据与预处理结果

Fig. 3 Original data and preprocessed results of BLS

## 2 研究方法

传统骨架提取方法通常基于体素化收缩或拓扑细化, 但易受点云密度不均和噪声干扰, 导致骨架断裂或冗余分枝。本研究提出一种改进的分层递进的骨架提取算法, 通过几何约束与层级分析相结合, 实现枝干主轴的精准定位, 如图 4 所示。该方法先确定点云的起点和终点, 计算高度差并分层; 然后从每层提取特征点(期望点), 在单层内连接任意两点并计算其中垂线, 求取相邻层中垂线的交点并保存; 接着基于期望点计算中垂线及其交点, 构建骨架点云; 最终构建连续且拓扑完整的树木骨架。

### 2.1 基于 BLS 点云的单木分割与枝干分层

本试验对预处理后的 BLS 点云数据进行胸径提取, 通过胸径数据定位每株树的位置, 自下而上开始聚类搜索, 按聚类标记点云颜色, 最终提出单木点云, 实

现单木的初步提取。

在初步单木提取的基础上, 对单木点云进行分层处理。先将初始单木点集从起始点至终止点沿  $Z$  轴方向划分为多个等高层, 设每层点云集合为  $\{C_j\}_{j=1}^h$ , 其中  $C_j$  包含每层高程区间  $[z_{jmin}, z_{jmax}]$  内的所有点云数据, 每层点云独立处理。通过将点云沿高度方向均匀分割, 可以确保每层点云包含足够的特征点, 便于后续的骨架点提取。每层的高度  $H_{layer}$  计算公式为

$$H_{layer} = (Z_{max} - Z_{min}) / N_{layers} \quad (2)$$

式中:  $N_{layers}$  为将点云分割成的层数;  $Z_{max}$  为单木点云的高度最大值;  $Z_{min}$  为单木点云的高度最小值。

通过对比设置最优参数, 当层数  $N_{layers}$  在区间  $(50, 100]$  时, 单层点云趋向稀疏, 会导致后续骨架点权重过小, 而层数  $N_{layers}$  在区间  $[10, 50)$  时, 单层点云包含过多分枝特征信息和点云数量, 增加计算骨架点的难度和时间, 因此本试验设置  $N_{layers} = 50$ 。

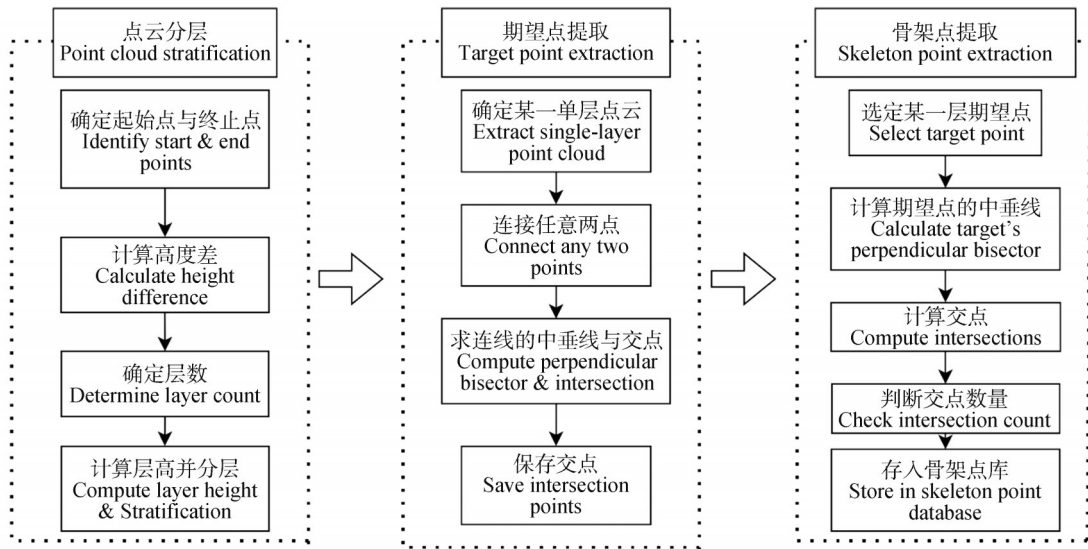


图4 改进的分层递进骨架提取算法实现

Fig. 4 Implementation of an improved hierarchical progressive skeleton extraction algorithm

## 2.2 基于分层点云的单木骨架点提取

在提取单枝干点云后,以分层获得的点云集合  $\{C_j\}_{j=1}^h$  为前提,在每个点云层几何中心高度  $z_{jmid}$  处建立水平投影面  $\Pi_j$ ,并将层内所有点  $p_j \in C_j$  正交投影至  $\Pi_j$ ,形成二维投影点集  $P_j = \{p'_j\}$ 。  $z_{jmid}$  计算公式为

$$z_{jmid} = \frac{z_{jmax} + z_{jmin}}{2} \quad (3)$$

式中:  $z_{jmax}$  和  $z_{jmin}$  为2.1节中单层点云高程区间内的最大高度值和最小高度值。

进一步地,对投影点集  $P_j$  执行拓扑分析以定位骨架点。先计算  $P_j$  中任意2点  $p'_a(x_a, y_a, z_k)$  和  $p'_b(x_b, y_b, z_k)$  连接线段的中垂线  $l_{ab}$ , 计算公式为

$$\left(x - \frac{x_a + x_b}{2}\right)(x_b - x_a) + \left(y - \frac{y_a + y_b}{2}\right)(y_b - y_a) = 0 \quad (4)$$

任意2条中垂线  $l_{ab}$  和  $l_{cd}$  两两相交,所有交点构成该层的期望点集合  $E_j$ , 中垂线交点计算公式为

$$\begin{cases} \left(x - \frac{x_a + x_b}{2}\right)(x_b - x_a) + \left(y - \frac{y_a + y_b}{2}\right)(y_b - y_a) = 0 \\ \left(x - \frac{x_c + x_d}{2}\right)(x_d - x_c) + \left(y - \frac{y_c + y_d}{2}\right)(y_d - y_c) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

期望点的计算是骨架提取算法中至关重要的预处理环节,其核心意义是为后续骨架构建提供稳定可靠的几何特征参考点。

获得期望点集合后,边缘区域可能因噪声或分枝干扰产生离散的期望点,期望点集合的分布特征直接影响骨架点的定位精度,需通过权重计算筛选出靠近中心区域的可靠点。本研究提出一种期望点权重评价方法。树干中心区域的期望点因投影点云密度较高,

其邻域内其他期望点分布更为密集;而边缘区域的期望点则趋于孤立,通过量化每个期望点邻域内其他点的聚集程度,赋予中心区域点更高的权重值。期望点权重计算公式为

$$\omega(e_f) = \sum_{j=1}^n e^{-\frac{\|e_f - e_j\|^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

式中:  $\sigma$  为邻域半径参数,其大小代表接近中心区域的程度,反映权重大小;  $e_f, e_j$  为任意期望点。

通过对比设置最优参数,当邻域半径  $\sigma$  在区间  $[0, 0.1)$  时,参与计算的权重点数量偏少,易导致后续骨架点偏移,而在区间  $(0.1, 0.2]$  时会出现权重整体偏高现象,此时也会失去权重意义。因此取邻域半径  $\sigma$  为  $0.1 \text{ m}$ 。

以期望点集合  $E_i$  为输入,迭代计算期望点求取过程,执行二次拓扑处理,即将其中任意两期望点连接成线段,并计算其中垂线,所有中垂线的交点就是潜在的骨架点候选点,由此得到一组候选骨架点集。若某层点云的中垂线交点唯一,则该焦点直接作为该层骨架点,否则取其质点为骨架点。该算法通过结合双层垂直平分线相交策略和期望点权重策略,有效克服点云密度不均带来的噪声干扰,其几何学原理保证了骨架点位于点云层的拓扑中心位置。

## 2.3 基于骨架点的枝干分级与拓扑关系构建

在获取的骨架点基础上,本研究通过点云的几何与拓扑特性构建了一套自下而上的枝干分离方法。该方法先构建基于  $k$  维树 ( $k$ -dimensional tree,  $kd$ -tree) 的点云索引以建立点云搜索规则,进一步提升局部查询效率,再将每株树底层距离原点最近的点作为起始点,

建立空间坐标系,并以起始点为中心进行欧氏聚类(Euclid cluster extraction, ECE),从而获得单木初始主干点集。

点云分层后,再利用主成分分析(principal component analysis, PCA)计算单层点云的协方差矩阵  $\mathbf{M}$ , 公式为

$$\mathbf{M} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (7)$$

式中:  $x_i$  为第  $i$  个点的坐标;  $\bar{x}$  为该点集的质心坐标。

对协方差矩阵  $\mathbf{M}$  进行特征值分解,以最大特征值对应的特征向量  $\mathbf{V}_1$  为该层的主方向向量。分枝角度计算公式为

$$\theta_j = \cos^{-1} \left( \frac{\mathbf{V}_1^{(j)} \cdot \mathbf{V}_1^{(j-1)}}{\|\mathbf{V}_1^{(j)}\| \cdot \|\mathbf{V}_1^{(j-1)}\|} \right) \quad (8)$$

式中:  $\theta_j$  为分枝角度;  $\mathbf{V}_1^{(j)}$  为当层点集的最大特征向量;  $\mathbf{V}_1^{(j-1)}$  为前一层点集的最大特征向量。

通过对比设置最优参数,当角度阈值  $\theta_{th}$  在区间  $[0^\circ, 65^\circ]$  时,出现较多误分枝现象;而在区间  $(65^\circ, 90^\circ]$  时会出现较多漏检现象。因此取角度阈值为  $\theta_{th} = 65^\circ$ 。若  $\theta_j < \theta_{th}$ ,则认为该区域与主干方向连续,属于同一枝干结构;反之,则视为新枝干起始点。通过逐层扩展与角度判断,结合每一聚类点集的几何一致性与空间分布特征,最终实现主干骨架与枝干骨架的有效分离。

分叉点的标记是识别骨架形态特征的关键。本研究引入拓扑建模的思想构建骨架点之间的结构连接关

系,通过对上下层骨架点进行递归式的邻域搜索与分叉判断,构建出具有方向性的父子连接结构。基于上层搜索的骨架点分叉识别与关系建立步骤如下。

设三维空间中存在一组单木骨架点集合  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_i\}$ ,  $s_i \in \mathbb{R}^3$ ,将距离原点最近的点定义为起始骨架点  $s_{root}$ 。从  $s_{root}$  开始,向上层骨架点进行递归搜索。设当前搜索层为  $C_{k-1}$ ,其上一层为  $C_k$ 。对于当前搜索层骨架点  $s_i \in C_k$ ,定义其上一层连接点数量为  $N(s_j)$ ,公式为

$$N(s_j) = \left\{ s_j \in S \mid \|s_j - s_i\| < \varepsilon \wedge z_j > z_i \right\} \quad (9)$$

式中:  $\varepsilon$  为距离阈值;  $z_i, z_j$  分别为点  $s_i, s_j$  在  $Z$  轴方向上的坐标;当  $N(s_j) = 1$  的时候,当前层骨架点  $s_i$  对应有唯一的上层,否则  $s_i$  为分叉点。

对于分叉点  $s_i \in C_k$ ,对其每个子路径进行编号,  $f: N(s_i) \rightarrow \mathbb{N}$ 。分叉点判定过程如图 5 所示。如果一个父节点对应多个子节点,则该父节点被标记为分叉点,表示树干在该位置发生了分枝。具体来说,先由起始骨架点向上搜索,在上层搜索到阈值范围内存在的骨架点数量大于 1 时,判定该骨架点为分叉点,同时上层中被搜索到的点作为新的枝干起始点。对每个分叉点进行顺序等级划分,若角度最小的子节点的枝干点均在 TLS 数据上,该点与分叉点枝干等级相同,其余子节点枝干等级增加一级;若不满足,则长度最大的子节点枝干等级保持不变,其余子节点增加一级,将不属于同一等级的枝干判定为当前等级的非枝干。

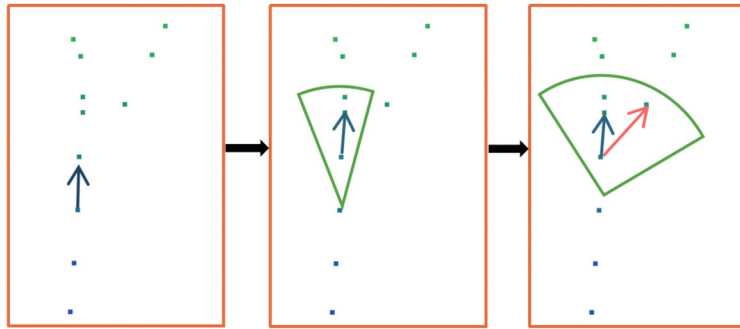


图 5 分叉点判定过程

Fig. 5 Branching point identification process

对每一编号路径重复上述步骤,直到所有路径到达最高层或无上层连接点。在完成所有编号路径构建后,建立前后骨架点之间的父子关系。若  $s_i \in C_{k-1}$ ,  $s_j \in C_k$ , 且  $s_j \in N(s_i)$ , 则其表达式为

$$P_{parent}(s_j) = s_i, C_{child}(s_i) = s_j \quad (10)$$

## 2.4 精度验证

本研究引入精确度(precision, 式中记为  $P$ )、召回

率(recall, 式中记为  $R$ )、F1 分数(F1-score, 式中记为  $F_1$ )指标来评估枝干分级和分枝角度的准确性效果。

精确度衡量的是提取的骨架点中有多少是真正有效的中心点,体现算法的准确性;召回率则评估算法能够发现多少应有的骨架点,反映算法的完备性。为了综合平衡这 2 个指标,进一步引入了 F1 分数,  $F_1$  为精确度和召回率的调和平均数,能够更全面地反映算法的整体性能。各指标公式为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (11)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (12)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (13)$$

式中： $T_p$ 为正确提取出的枝干的数量； $F_p$ 为误提取为枝干的数量； $F_N$ 为漏提取的实际的枝干数量。

同时为了验证分枝角度估算方法的准确性，引入均方根误差 $R_{MSE}$ ，计算公式为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_{Bi} - x_{Ti}}{n}} \quad (14)$$

式中： $x_{Bi}$ 为BLS的分枝角度； $x_{Ti}$ 为TLS的分枝角度； $n$ 为分枝数量。

### 3 结果与分析

#### 3.1 BLS单木骨架点提取结果分析

采用本研究提出的方法，基于分层后的BLS数据，利用2.1节中设置的最优参数得到杉木的最优骨架点，如图6所示。

对提取的骨架点进行目视判断，可以观察到5株样木的骨架点株型结构完整，清晰地展现树木的整体形态。骨架点的枝干走向清晰可见，主干部分骨架点连续且密集，准确地展示出树木的主轴；主要分枝的骨架点也能较好地被识别出来，同时反映其大致的延伸

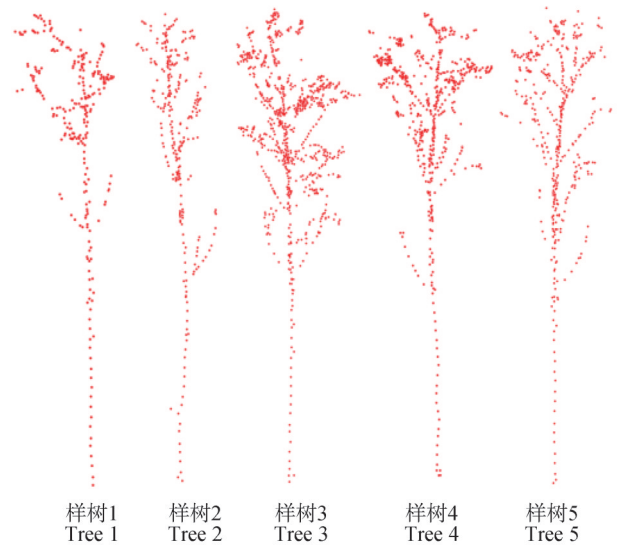


图6 BLS骨架点提取结果

Fig. 6 Results of skeleton point extraction for BLS

方向和空间分布，显示该方法在复杂树木结构中提取关键特征点的能力。

#### 3.2 枝干分级结果分析

BLS点云数据的骨架枝干分级结果如图7所示，依次为5株树的骨架枝干分级数据。由图7可知，BLS骨架点云经过分级处理后，主干点云结构完整，能够清晰地提取树干特征；分级处理后，一级、二级及三级枝的点云随着层级的增加而逐渐减少。

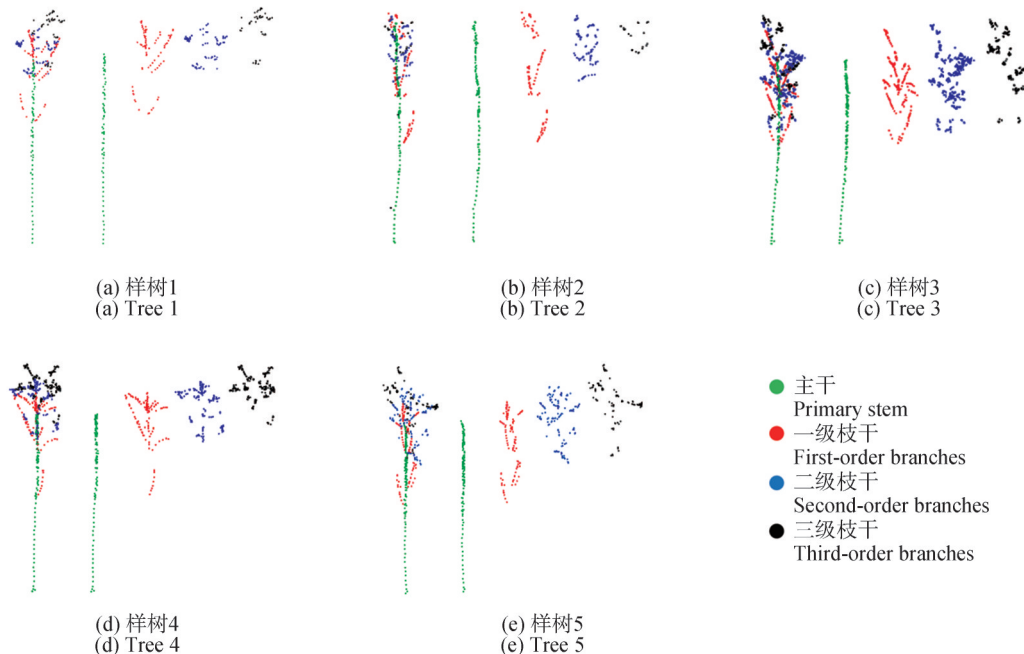


图7 基于骨架点的枝干分离结果

Fig. 7 Results of branch level classification based on skeleton points

由图 8 可知, 将分离得到的骨架点各级枝干与 TLS 数据对比, 通过堆叠 BLS 骨架数据与对应的 TLS 点云, 统计骨架枝干与 TLS 枝干的归属情况, 试验结果见表 3。结果显示, 在所有样本中均达到了 93.33% 以上的精确度, 表明其在识别枝干中心点方面具有高可靠性, 能有效避免将非枝干点误分为枝干; 召回率最高达到

90.63%, 表明该方法能够有效地识别出大部分实际存在的枝干结构;  $F_1$  分数均在 0.771 以上, 证明该方法在保证高准确性的同时, 也具备较好的完备性, 特别是在处理复杂树木结构和密度不均匀的点云数据时, 展现出较强的有效性。

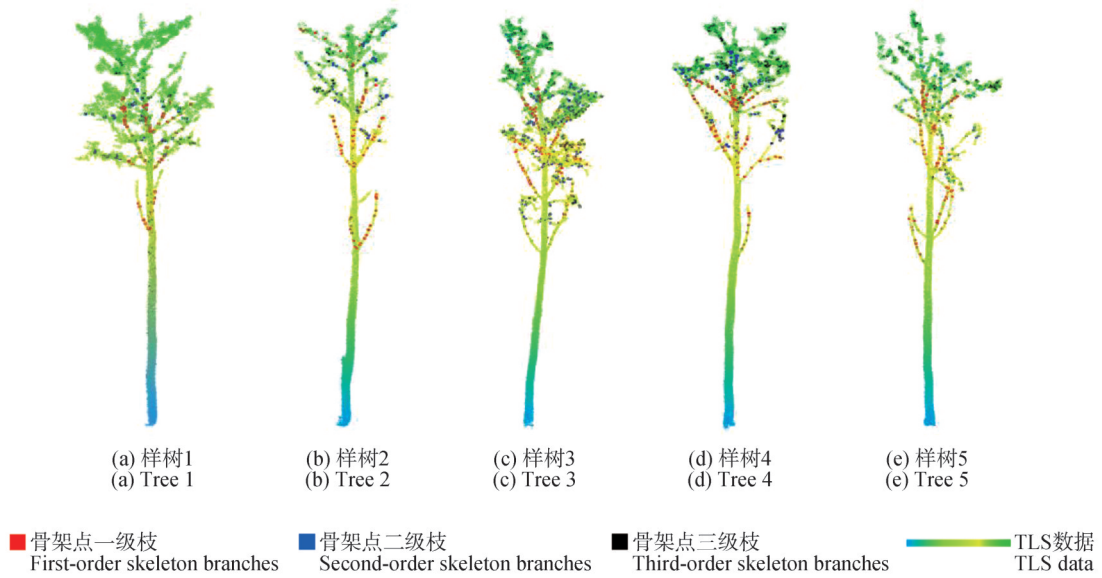


图 8 骨架点各级枝干结果叠加 TLS 数据对比

Fig. 8 Comparison of each order branch results of skeleton points with TLS Data

表 3 BLS 骨架枝干分级评价

Tab. 3 Hierarchical evaluation of branches using BLS skeleton points

树木编号 Tree ID	标准数据 Reference data	标记结果 Prediction results		精确度/% Precision	召回率/% Recall	$F_1$
		枝干 Branch	非枝干 Non-branch			
样树 1 Tree 1	枝干 Branch	29	7	100	80.56	0.771
	非枝干 Non-branch	0	-			
样树 2 Tree 2	枝干 Branch	29	3	96.67	90.63	0.788
	非枝干 Non-branch	1	-			
样树 3 Tree 3	枝干 Branch	28	13	93.33	68.29	0.784
	非枝干 Non-branch	2	-			
样树 4 Tree 4	枝干 Branch	21	8	100	72.41	0.788
	非枝干 Non-branch	0	-			
样树 5 Tree 5	枝干 Branch	18	9	100	66.67	0.784
	非枝干 Non-branch	0	-			

### 3.3 BLS单木骨架点分枝角度统计

为了验证骨架提取方法的准确性,根据2.3节计算相邻层点云主方向特征向量夹角的方法,本研究对杉树枝干骨架各级分枝的角度进行统计,并与TLS验证数据的分枝角度进行对比,结果如图9所示。试验结果表明,样木分枝角度的决定系数 $R^2=0.84$ ,这表明估测的分枝角度与TLS验证数据的分枝角度之间具有较高的相关性。此外,均方根误差 $R_{MSE}=7.22^\circ$ ,进一步证实该方法在分枝角度估算方面的准确性。

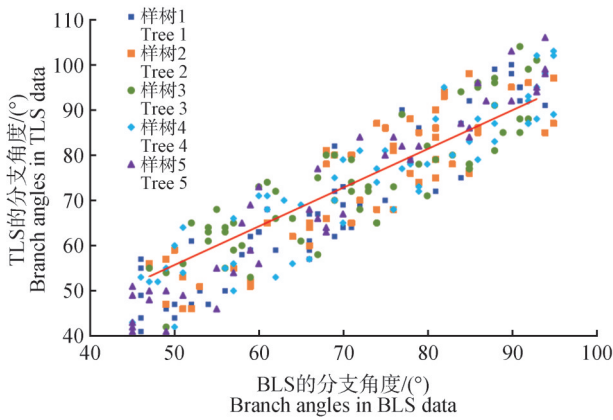


图9 分枝角度估测与实际对比

Fig. 9 Comparison of estimated branch angles and real angles

## 4 讨论

本研究提出一种基于分层递进算法的鲁棒性单木骨架提取方法,通过深度融合几何约束与多尺度拓扑分析,专门针对BLS点云数据的特点进行优化。利用关键路径探测和层级拓扑约束机制,有效应对BLS点云固有的密度不均与噪声干扰等问题,提升复杂林木骨架的精度与连续性。然而,方法的性能表现仍受到以下3个主要方面不确定性的影响。

### 4.1 分层参数对骨架的影响

本研究采用基于高度等间距划分的策略构建层级结构。不同层数的划分也导致提取的单木骨架具备不同程度的形态,以样树1为例,如图10所示。当层数设置为30时,骨架点表现比较稀疏且高度分布不均匀,当层数设置为80时,主干区域出现了明显的畸形点;而当层数设置为50时,主干区域出现分布均匀且保留特征的骨架点。

### 4.2 噪声对聚类结果的影响

本研究通过体素滤波进行噪声抑制,然而特定区域存在高幅值离群点。此类残余噪声对枝干分离过程产生负面影响。5株样树中的噪声情况差异通过其对

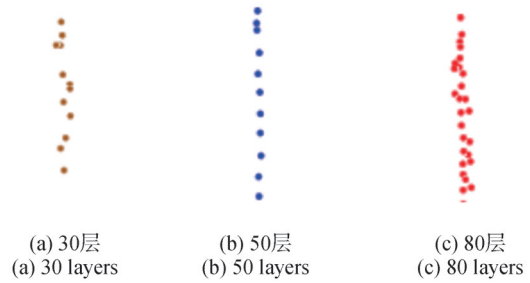


图10 样树1中不同层数的BLS骨架形态对比

Fig. 10 Comparison of BLS skeleton morphology of different layers for sample tree 1

枝干分离结果的影响来确定。在样树3样本中,主干骨架点结构完整性尚可,但分枝骨架点存在明显的冗余连接现象,部分细枝状点云被错误归类为主干结构(图8)。此外,表3数据显示样树3的召回率仅为68.29%,显著低于其他样本,印证该样本分枝识别中存在较多漏检情况;相比之下,其他样本如样树2和样树4的召回率分别为90.63%和72.41%,F1分数也更高,说明其受噪声的影响相对较小。由于欧式聚类提取(Euclidean cluster extraction, ECE)高度依赖于点云的空间欧氏距离分布,在局部密度不一致或噪声干扰下极易诱发聚类漂移或误判。虽然研究中引入了PCA方法提取局部主方向以提升聚类精度,但PCA方法本身在小样本点云区域或高噪声占比条件下表现不稳定,易导致局部主轴方向估计出现偏差,甚至影响后续骨架拓扑连接的准确性及分叉点的可靠识别。

### 4.3 角度阈值对精度的影响

本研究在骨架分枝结构识别过程中采用相邻层点云主方向夹角作为分枝判定依据,设定固定角度阈值以划分主干与分枝。然而,固定角度阈值在不同树木结构下的适用性存在显著差异,对骨架分级精度产生了直接影响。以样树3与样树4为例,尽管两者的精确度均保持在较高水平,但样树3的召回率仅为68.29%,明显低于样树4的72.41%,导致其 $F_1$ 为0.784,略低于样树4的0.788。结合图8中的骨架结构对比图可知,样树3在分枝识别中出现较多漏检和冗余连接现象,反映出固定角度阈值在应对复杂或弯曲枝干结构时存在鲁棒性不足的问题。由图11可知,以样树3为例,若角度阈值若设定在 $40^\circ$ ,导致样树3的2个真实分枝结构被误判为主干延伸,进而低估分枝数量;若设定在 $90^\circ$ ,则易将样树3的2个真实分枝被误判为错误分裂,生成伪分枝,破坏骨架拓扑的完整性与连续性;只有当角度阈值设定在 $65^\circ$ 时骨架点

才会与验证数据的分枝点云完全重合,从而被正确判断为骨架分枝。因此,角度阈值作为控制分级判断的

关键参数,其固定设定模式在多样化树型结构下存在明显局限。

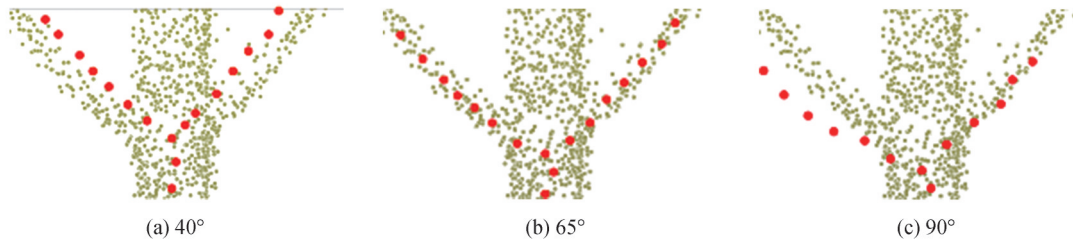


图 11 样树 3 的不同角度阈值下局部分枝叠加效果

Fig. 11 Effect of angle thresholds on local branch superimposition effect for sample tree 3

与现有骨架分割方法相比,本研究的分层递进算法展现出显著优势:相较于 VS 算法在点云稀疏区域易丢失几何信息的问题<sup>[10-11]</sup>,本方法通过分层递进搜索结合权重评价方式,即使在样树 5 这类点云稀疏的样本中,仍能提取关键特征,其  $F_1$  为 0.784,有效保留了细枝等稀疏区域的几何信息,而对比算法计算的  $F_1$  为 0.727;针对改进的 Laplacian 收缩算法噪声敏感、易导致拓扑断裂的缺陷<sup>[12-13]</sup>,本方法借助几何约束和层级拓扑建立,在样树 3 存在残余噪声的情况下,通过  $65^\circ$  角度阈值( $\theta_{th}=65^\circ$ )和分叉点判定,仍能有效区分主干与分枝,分枝角度估测  $R_{MSE}$  为  $7.22^\circ$ ,减少噪声对拓扑完整性的影响,而前者的  $R_{MSE}$  为  $9.36^\circ$ ;相比空间殖民算法计算复杂度高、难以适应 BLS 大数据场景的局限<sup>[18-19]</sup>,本方法通过分层处理将三维点云转化为层内二维投影分析,以 50 层分层降低计算复杂度,在样树 2 的枝干分级中实现 96.67% 的精确度,有效避免冗余连接,而空间殖民算法在样树 2 枝干分级中的精确度为 82.61%。

## 5 结论

本研究针对 BLS 点云密度不均和单木骨架精度低的问题提出一种基于分层递进算法的单木骨架提取方法。本方法采用局部几何特征分析分离主干与多级分枝点云,有效降低团簇点云的干扰;然后通过分层处理和期望点计算,结合几何约束精准定位枝干主轴,构建具有枝干特征的骨架候选点,解决传统方法在稀疏或噪声区域易失效的问题;接着引入父子拓扑算法建立层级连接关系,构建了完整骨架;最后结合 TLS 实测数据验证,通过多指标评估证实算法在骨架提取上的高精度与强鲁棒性。在枝干分级评估中, $F_1$  分数在 0.771~0.788,精确度范围为 93.33% 以上,召回率范围最高为 90.63%。此外,分枝角度估测的决定系数  $R^2$  达到 0.84,均方根误差  $R_{MSE}$  为  $7.22^\circ$ 。

本方法为利用背包式激光雷达技术构建树木骨架模型,提供可靠的三维拓扑模型基础;为理解林木生长规律、预测森林演替提供有力的技术支撑。然而本方法在处理多级枝干高度交叠、空间关系极其复杂的场景时,部分连接关系判断困难,拓扑关系稳定性降低,这是未来优化的重点方向之一。

## 参 考 文 献

- [1] 杨玉泽. 基于地基激光雷达的树木点云数据处理及三维建模[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2020.  
YANG Y Z. Tree point cloud data processing and 3D modeling based on terrestrial LiDAR [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2020.
- [2] 蔡越. 基于地面 LiDAR 的单株毛竹地上生物量测算方法研究[D]. 杭州:浙江农林大学,2018.  
CAI Y. Study on the method of estimating aboveground biomass of *Phyllostachys eudlis* based on terrestrial LiDAR [D]. Hangzhou: Zhejiang A&F University, 2018.
- [3] BUIZER M, HUMPHREYS D, DE JONG W. Climate change and deforestation: The evolution of an intersecting policy domain[J]. Environmental Science & Policy, 2014, 35:1-11.
- [4] 卢军,刘宪钊,孟维亮,等. 基于地面激光点云数据的单木三维重建方法[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2021, 45(6):193-199.  
LU J, LIU X Z, MENG W L, et al. Methodology of individual tree 3D reconstruction based on terrestrial laser scanning point cloud data [J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition), 2021, 45 (6) : 193-199.
- [5] 孟园. 基于地面三维激光扫描技术的树冠参数的估测研究[D]. 哈尔滨:东北林业大学,2017.  
MENG Y. Estimation of tree crown parameters based on terrestrial 3D laser scanning technology [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2017.

- [6] 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.
- [7] HUANG Y, YU B L, ZHOU J H, et al. Toward automatic estimation of urban green volume using airborne LiDAR data and high resolution remote sensing images [J]. Frontiers of Earth Science, 2013, 7(1): 43-54.
- [8] KOCH B, HEYDER U, WEINACKER H. Detection of individual tree crowns in airborne LiDAR data [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2006, 72(4): 357-363.
- [9] 刘峰,谭畅,张贵,等. 长白落叶松单木参数与生物量机载 LiDAR 估测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(9): 219-224, 242.  
LIU F, TAN C, ZHANG G, et al. Estimation of forest parameter and biomass for individual pine trees using airborne LiDAR [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(9): 219-224, 242.
- [10] ZHAO G, SHI Y, WANG M, et al. Rapid reconstruction of tree skeleton based on voxel space [C]//2015 International Conference on Electrical, Electronics and Mechatronics. Paris, France: Atlantis Press, 2015.
- [11] JIN X, KIM J. A 3D skeletonization algorithm for 3D mesh models using a partial parallel 3D thinning algorithm and 3D skeleton correcting algorithm [J]. Applied Sciences, 2017, 7(2): 139.
- [12] CAO J J, TAGLIASACCHI A, OLSON M, et al. Point cloud skeletons via Laplacian based contraction [C]//2010 Shape Modeling International Conference. Aix-en-Provence, France, 2010.
- [13] ZHOU J L, LIU J, ZHANG M. Curve skeleton extraction via k-nearest-neighbors based contraction [J]. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2020, 30(1): 123-132.
- [14] JIANG A L, LIU J, ZHOU J L, et al. Skeleton extraction from point clouds of trees with complex branches via graph contraction [J]. The Visual Computer, 2021, 37(8): 2235-2251.
- [15] 李巍岳,刘春,吴杭彬,等. 一种稀疏点云环境下的单株树骨架提取算法[J]. 遥感信息, 2014, 29(6): 84-89.  
LI W Y, LIU C, WU H B, et al. Single tree skeleton extraction with sparse point cloud data [J]. Remote Sensing Information, 2014, 29(6): 84-89.
- [16] 周广宇,徐毅,陈楠,等. 基于点云数据构建树木骨架的方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2015, 38(9): 174-176.  
ZHOU G Y, XU Y, CHEN N, et al. Method for constructing tree skeleton based on point cloud data [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2015, 38(9): 174-176.
- [17] 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): 245-254.  
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): 245-254.
- [18] 潘周. 基于三维点云的单株阔叶树可视化模拟研究[D]. 南京:南京林业大学, 2020.  
PAN Z. The research on single broad-leaved tree visualization simulation based on three-dimensional point cloud [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2020.
- [19] 师翊. 基于点云的苹果树冠层光照分布与生长过程数字化关键技术研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学, 2019.  
SHI Y. Key technologies of apple tree canopy illumination distribution and growth process digitization based on point cloud [D]. Yangling: Northwest A & F University, 2019.
- [20] 尤磊. 基于点云数据的树干干形测量[D]. 北京:中国林业科学研究院, 2016.  
YOU L. Stem form measurement based on point cloud data [D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry, 2016.
- [21] XU H, GOSSETT N, CHEN B Q. Knowledge and heuristic-based modeling of laser-scanned trees [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(4): 19.
- [22] HE G Z, YANG J, BEHNKE S. Research on geometric features and point cloud properties for tree skeleton extraction [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2018, 22(5): 903-910.