

时空信息学报 | 一种激光雷达点云局部特征的树木枝叶分离方法

原创 中国地信产业协会 中国地理信息产业协会 2025年05月22日 13:35 北京



关注产业精彩，掌握协会动态 ↑↑↑

《时空信息学报》是由自然资源部主管，国家基础地理信息中心、中国地理信息产业协会、黑龙江测绘地理信息局共同主办的中文学术期刊，双月刊。为分享最新研究成果，搭建学术交流平台，中国地理信息产业协会公众号开设“时空信息学报”专栏，独家刊载《时空信息学报》论文，供广大读者研阅。**欢迎产学研用各界关注、分享！**

时空信息学报

双月刊 1994年创刊

JOURNAL OF SPATIO-TEMPORAL INFORMATION

第32卷 第1期

2025年2月

1

2025

国家基础地理信息中心
中国地理信息产业协会 主 办
黑龙江测绘地理信息局

ISSN 2097-3012
CN 10-1904/P



时空信息学报

SHIKONG XINXI XUEBAO

第 32 卷 第 1 期 2025 年 2 月

目 次

实景三维建设与赋能应用

实景三维赋能低空经济的基本思路与重点任务	
..... 陈军, 高崧, 郭辰阳, 汤锦辉, 廖小罕, 蒋捷, 张姗姗, 刘万增 (1)	
实景三维中国标准体系框架和内容	刘纪平, 刘坡, 翟亮 (11)
多源遥感数据实景三维立体化重构技术与发展	
..... 刘欣怡, 张永军, 岳冬冬, 范伟伟, 万一, 李廷赞, 钟佳辰, 刘嘉豪, 刘校安 (20)	
地理实体关联关系的构建与应用	吴昊, 艾廷华, 张甄宇, 孔博, 余华飞 (31)
面向地理实体数据的多维组织方法和分布式异构数据库存储	
..... 张政, 张江水, 曹一冰, 陈敏颐, 崔鹏雨 (40)	
一种顾及多领域的实景三维地理实体关系语义建模框架研究	
..... 刘俊伟, 郭大海, 曲冠晨, 杨文雪, 王思宇, 马欣蕊, 朱倩 (52)	

时空感知

一种基于多尺度特征提取与区块匹配的跨视角图-图检索方法	
..... 丁利荣, 周子杰, 周纪, 王月星, 周相兵 (62)	
一种激光雷达点云局部特征的树木枝叶分离方法	张园园, 孙颖, 张新长 (73)
一种基于 SAR 影像的气候复杂地区地表水提取方法	
..... 顾祯蓉, 李勇, 葛莹, 王鸿燕, 储思敏, 刘秀慧, 赖美芸, 丁涵 (83)	

责任编辑: 苗李莉

面向辅助用地报批的知识图谱协同构建与智能问答方法及实现.....	
.....陈展鹏, 杜启勇, 胡鑫, 杨学习, 王天应, 江一凡, 尹姝彤, 邹煜星 (94)	
一种地理加权随机森林算法的城市沉降模式识别与预测.....	胡文西, 闫石 (104)

“实景三维建设与赋能应用”专栏编委会

华一新 信息工程大学

张永军 武汉大学

郭庆华 北京大学

康志忠 中国地质大学(北京)

闫利 武汉大学

闫国年 南京师范大学

朱庆 西南交通大学

刘纪平 中国测绘科学研究院

一种激光雷达点云局部特征的树木枝叶分离方法

张园园¹, 孙颖^{1, 2}, 张新长^{3, 4}

1. 中山大学 地理科学与规划学院, 广州 510006;
2. 南方海洋科学与工程广东实验室(珠海), 珠海 519082;
3. 广州大学 地理科学遥感学院, 广东省城乡规划建设智能服务工程技术研究中心, 广州 510006;
4. 新疆大学 地理与遥感科学学院, 乌鲁木齐 830017

摘 要: 准确区分树木的枝干和叶片组分是获取叶面积指数等结构参数的关键; 地面激光扫描仪 (terrestrial laser scanning, TLS) 可以获得毫米级点云, 能够清晰刻画树木的精细结构信息, 利用其点云进行分离枝叶以区分树木的枝干和叶片信息, 是获取上述结构参数的基础。然而现有点云枝叶分离研究中常出现明显的误分现象, 枝叶分离的精确度不高, 因此本文提出一种基于点云局部特征的精细化点云枝叶分离方法。首先使用基于图的枝叶分离 (graph-based leaf-wood separation, GBS) 模型进行预处理, 分离出初始的树木枝干和叶片点云; 其次挖掘点云局部特征, 利用曲率阈值、外接圆半径比较法分别对初始枝干和叶片点云进行精细化提取; 最后为验证方法有效性, 分别基于公开数据集和实验采集的数据, 与随机森林算法、路径追踪检测算法和GBS模型进行比较。结果显示, 本文方法的四种精度评价指标结果均表现为相对最优, 其中, 总体精度、Kappa值分别为0.945、0.811, 分别比GBS模型的提高了0.027和0.072。

关键词: 地面激光扫描仪; 点云; 局部特征; 曲率阈值法; 外接圆半径比较法; 枝叶分离

引用格式: 张园园, 孙颖, 张新长. 2025. 一种激光雷达点云局部特征的树木枝叶分离方法. 时空信息学报, 32(1): 73-82

Zhang Y Y, Sun Y, Zhang X C. 2025. A method of tree branch and leaf separation based on local features of LiDAR point. Journal of Spatio-temporal Information, 32(1): 73-

1 引言

森林的结构参数如叶面积指数、地上生物量等在森林资源管理、生物多样性研究,以及国家“双碳战略”实施中具有重要作用(林川等, 2022; Zhang等, 2024)。准确区分树木木质和叶片组分是精确计算这些森林参数的重要前提(Bonan, 1993)。激光雷达以非接触测量、精确的三维空间信息,在森林结构分析等研究中显示出巨大潜力。尤其是地面激光扫描仪(terrestrial laser scanning, TLS),可以穿透植被冠层获取植被内部信息,快速获取树木结构的毫米级细节和辐射强度特征,从而描述树木完整的三维空间结构,成为区分树木木质和叶片组分的重要数据基础。将TLS采集的树木木质点云和叶片点云进行区分的工作即为树木枝叶分离。TLS获取的树木点云极为密集,使得准确的枝叶分离研究具有一定的挑战性。

树木激光雷达点云的反射强度、几何信息及由点云延伸的网络结构特征等常被应用到枝叶分离中。激光雷达点云的反射特征在树干与叶子之间存在显著的区别。树干表面通常较为粗糙,导致反射信号强度不均匀,而叶子表面比较光滑,激光反射向特定方向集中。强度方面,树干通常较强,而叶子相对较弱,尤其是在特定波长下,红外波段,叶子中的水分和其他生物分子会吸收部分激光能量。基于这种差异,Tan等(2021)使用多项式模型对反射强度值进行校正,结合使用k均值聚类(k-means)方法获得枝干和叶片。然而,点云的反射强度易受距离、入射角、树冠茂密程度等因素影响。由于点云精确的三维空间信息,基于几何特征的枝叶分离方法得到了长足的发展。其提取每个点的局部空间特征,如线性度、曲率等(Zhang等, 2019; Wan等, 2021)。但局部几何特征依赖于邻域点的确定。提取邻域点的方法主要包括:基于体素的方法,即将三维空间划分为类似于栅格图像中像素的正立方体(Wang等, 2020b);基于KD树的方法(Klokov和 Lempitsky, 2017);k近邻查询的搜索算法(Li等, 2018);基于球面邻域搜索方法,即选取距离某点固定半径范围内的邻近点(Qi等, 2017)。此外,Ferrara等(2018)利用带噪声的基于密度的空间聚类(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)算法,基于木质和叶片部分的点云密度差异进行枝叶的聚类;无监督分类也被广泛应用于枝叶分离中(Wang等, 2020a)。在特征提取之后,许多研究采用基于机器学习的枝叶分离方法,如随机森林(random forest, RF)算法(Breiman, 2001; 何勇等, 2004)、高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)(Wang等, 2017)、支持向量机(support vector machine, SVM)算法(Yun等, 2016)等。Zhu等(2018)采用自适应半径近邻搜索算法,从树木点云中获取几何特征和辐射特征,并采用RF算法进行枝叶分离;Ma等(2016)根据叶片空间分布模式,提出了更多包含叶元素结构信息的特征,并使用GMM对点云进行枝叶分离;Chen等(2018)设计了一种搜索点的自适应半径方法提取几何特征,并直接用SVM提取枝干点。随着人工智能技术的发展,有研究将深度学习方法应用到树木枝叶分离中(Qi等, 2017; Jiang等, 2023)。深度学习方法能够挖掘高维特征,并在点云分类中取得了较好的效果(王俊强等, 2021)。深度学习算法需要大量的手动分割样本数据支撑,但复杂的树木结构,使得用手工方法对密集树木点云进行大量样本标注难度较大且较为耗时。近年来,许多研究聚焦于基于图的方法分离枝干和叶片,将树木点云构建为一个连通网络,并利用最短路径分析进行枝叶分离。例如,Xu等(2021)设计了一种拓扑几何特征和最小成本路径模型,以进一步分离枝干点和叶片点;林筱涵等(2022)针对12棵野外调查的树木,提出了一种基于网络图的树木点云枝叶分离方法;Tian和Li(2022)提出了基于图的枝叶分离(graph-based leaf-wood separation, GBS)模型,选择10棵结构各异的树木,结合最短路径与多尺度分割方法,进行高精度的点云枝叶分离。然而,通过多尺度分割方法得到的枝干部分种子点常存在误差,导致最终分离结果易存在明显的误分现象,因此,本文提出一种基于点云局部特征的精细化点云枝叶分离方法。首先使用GBS模型进行预处理,分离出初始的树木枝干和叶片点云;其次挖掘点云局部特征,利用曲率阈值、外接圆半径比较法分别对初始枝干和叶片点云进行精细化提取;最后为验证方法有效性,分别选取公开数据集和自行采集的数据,获取不同树木结构的点云。

2 数据来源及预处理

2.1 数据源

实验采用多个来源的点云数据，见表1。野外采集数据使用数字绿土LiBackpack DGC50背包激光雷达扫描系统获取树木点云数据，具体参数见表2。两棵黄葛树，其中一棵树高6.25 m，胸径约为17.3 cm；另一棵树高5.85m，胸径约为18.1 cm。利用CloudCompare进行手工标注。为验证方法有效性，从Wang等（2017）的开源数据集中选取样本标记较优的3棵树木，Tian 和Li（2022）的开源数据集中选择1棵树木，Wan等（2021）的开源数据集中选取9棵树木，组成一个包含不同高度、树种和结构的树木点云数据集用于比较评价。

表 1 树木激光雷达点云数据				
Tab. 1 Tree LiDAR point cloud data used				
树木编号	树种	树高/m	数据来源	采集时间
1	黄葛树	6.25	野外采集	2023-10
2	黄葛树	5.85		
3	大型热带树木	31.72	Wang 等（2020a）	2015-07~2016-08
4	大型热带树木	23.16		
5	大型热带树木	30.65		
6	温带树木	12.11	Tian 和 Li（2022）	2017-09
7	白桦树	10.64	Wan 等（2021）	2018-07
8	白桦树	8.59		
9	白桦树	6.75		
10	落叶松	23.5		
11	落叶松	20.53		
12	落叶松	16.82		
13	槐树	26.85		
14	槐树	25.1		
15	槐树	20.05		

表 2 LiBackpack DGC50 参数				
Tab. 2 LiBackpack DGC50 parameters				
系统参数	激光器			
重量（含相机）/ kg	8.6	激光器个数	2	扫描方式 16 线重复扫描
尺寸 960 mm×318 mm × 315 mm		测距 100m@20%反射率	视场角/（°）	垂直：180（-90~90） 水平：360
相对精度/ cm	3	回波数	1	
绝对精度/ cm	5	GNS 模块		
扫描频率（单回波）/（点/s）	600000	GPS：L1 C/A，L1C，L2C，L2P，L5； 信号跟踪 GLONASS：L1 C/A，L2C，L2P，L3，L5；BeiDou：B1，B2	定位精度	1 cm+1 ppm
功耗/ W	50	相机		
作业方式		分辨率 3840 个像素×1920 个像素	帧率/（帧/s）	30
作业方式 背负作业		视场角/（°）	360	

GPS：L1 C/A，L1C，L2C，L2P，L5 为 GPS 信号频段；GLONASS：L1 C/A，L2C，L2P，L3，L5 为 GLONASS 信号频段；BeiDou：B1，B2 为北斗信号频段。1ppm=1×10⁻⁶d（d 为所测距离，m）

2.2 激光雷达点云预处理

实验使用GBS模型（Tian 和 Li，2022）进行数据的预处理，如图1所示。首先，利用单棵树点云构建连通图，提取各点到基点的最短路径；依据各点最短路径的距离从多个尺度上分割出点云簇；其次，利用圆柱形特征、线性特征来识别枝干的点云簇，得到初始树枝点；最后，以初始树枝点为种子点，通过区域生长提取分叉处的枝干点，得到枝干点集，则剩下的即为叶片点云。



图 1 基于 GBS 模型预处理流程
Fig.1 Workflow of data process based GBS model

3 研究方法

树木枝干通常是较为平滑、顺直的结构，叶片则表现较为复杂、弯曲的结构。在经过预处理的枝干点云中，二者弯曲程度差异较为明显，树干弯曲相对较小、叶片弯曲相对较大。曲率是表达一个点周围曲面的弯曲

程度的有效变量，因此，实验提出基于曲率阈值的方法进行细节特征的枝干点分离。同时，对存在较为明显的枝干残留，根据枝干和叶片点集的外接圆进行进一步的枝叶分离。实验技术流程如图2所示。首先，采用GBS模型（Tian 和 Li, 2022），对点云进行初步的枝叶分离；其次，利用曲率阈值法选出被错分的叶片点，并将其移至初始叶片点云中；最后，利用外接圆半径比较法提取初始叶片中的枝干点云，并添加到上一步的枝干点云中。

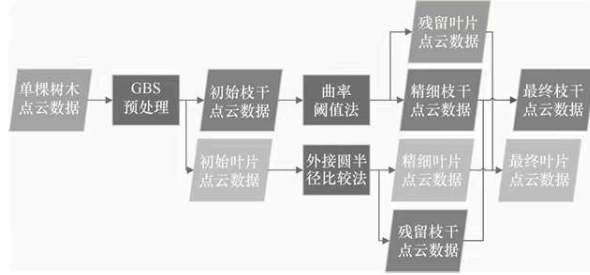


图2 实验技术流程

Fig.2 Technology workflow of our experiment

3.1 曲率阈值法

实验使用点云曲面变分（surface variation, SV; Pauly等, 2002）来估算点的曲率。设目标点的邻域点集合为 $\{p_i = (x_i, y_i, z_i) \mid i=1, 2, \dots, k\}$ ，其协方差矩阵为

$$\Sigma_{3 \times 3} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^T \quad (1)$$

式中， $\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz})$ 为k个邻近点的坐标加权平均得到质心 p_n 的坐标 $(\bar{x}, \bar{y}, \bar{z})$ 。利用奇异值分解（singular value decomposition, SVD）法，将这些点分解到三个特征方向 v_1, v_2, v_3 ；通过坐标变换，使原数据点在第一个特征方向上尽可能分布较多，在第二个特征方向上的数量点次之，第三特征方向上的点最少，得到对应的特征值 λ_i ($i=1, 2, 3$)，奇异值分解原理如图3所示。

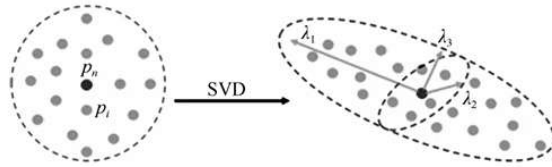


图3 奇异值分解原理（Jiang 等, 2023）

Fig.3 Singular value decomposition principle

v_1, v_2 方向对应的特征值 λ_1, λ_2 较大，可以确定数据集主要分布在由 v_1, v_2 两个特征方向组成的平面上， v_3 近似为曲面在点 p_i 处的法向量。SV常用于定量描述沿曲面表面法线的变化，估计点偏离切平面的程度（Pauly等, 2002）：

$$SV(p_i) = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \quad (2)$$

当邻近点数量为100~1500时，SV平均值和标准差随邻域点数增加的变化情况如图4所示，可以看出，叶片点的SV平均值大于枝干点的。因此，用SV来区分叶片点和枝干点是可行的。

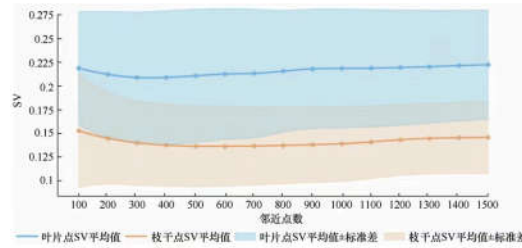


图 4 SV 平均值和标准差随邻域点数增加的变化情况
Fig.4 Variation of the average value and standard deviation of SV with the increase of the number of neighboring points

3.2 外接圆半径比较法

经预处理后，叶片点云中会有一些树木主干部位的点，其中，树木主干部位即为树木从最低叶鞘以下到地面的主干部位。由于树木主干点集的外接圆半径明显小于树冠点云的外接圆半径，实验选择外接圆半径比较法进行进一步的枝叶分离，外接圆半径比较法原理如图5所示。

假设树木主干呈圆柱体形，随着高度的增加，每段主干圆柱体底面圆半径逐渐减小或保持不变。因此从树木根部点开始，依次截取一段高度范围内的点云，沿z轴方向压缩到x-y平面；树木主干是圆柱形，使得投影到平面上的点呈近似的圆形分布，树木主干处外接圆示意图如图6 (a) 所示。考虑到一些树木树干上部直径可能会略大于最底端直径，因此设定阈值为树木最底端外接圆半径加经验估计值。经多次实验测试，当前位置Z树干上方d处的直径会有较小变化，超出5 cm的情况多为树木主干处生长的树叶，因此取 $\gamma=5\text{ cm}$ 。依次将各高度范围内的点在投影面的外接圆半径与最底端的外接圆半径比较，判断方法如下：

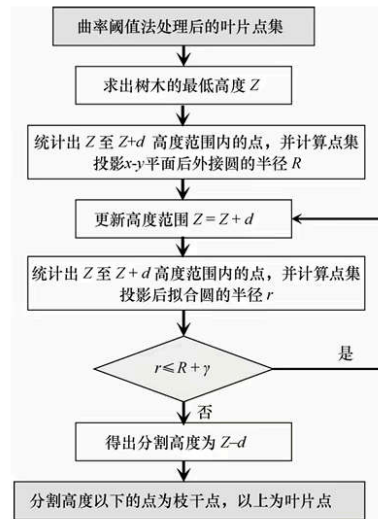


图 5 外接圆半径比较法原理
d 为每次更新点云的高度，cm； γ 为经验值
Fig.5 Circumcircle radius comparison method

$$\text{if } r \leq R + \gamma, Z_{\text{height}} = Z_{\text{height}} + d; \text{ else } Z_{\text{height}} - d$$

其中， Z_{height} 为当前遍历的树木高度；最后返回的结果为分割高度。由图6 (b) 可看出，当遍历高度增加到枝干分叉处或有叶子点分布的高度时，该高度范围内投影点外接圆的半径远大于阈值，说明该高度超过分割高度，则跳出遍历并返回分割高度。分割高度可以用来提取主干部位的点，即分割高度以下的点归为枝干点，从预处理后的叶片点集中提取出来并移至枝干点集中。

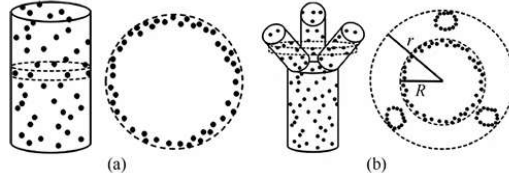


图6 树木主干 (a)、树木冠层 (b) 处点云
外接圆示意图

粗圆柱由树木主干点云拟合；细圆柱由树枝点云拟合

Fig.6 Schematic diagram of the external circle at the tree trunk (a) and the tree branches (b)

为验证方法有效性，选择路径追踪检测算法（Vicari等，2019）、RF算法（Breiman，2001）进行比较评价。由于RF需要提取点云特征作为输入，实验选择常用的点云局部特征（Jiang等，2023），即由点云三个特征值 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$) 衍生出来的五个特征，如表3所示。

表3 点云几何特征
Tab.3 Geometric features of the point cloud

几何特征	计算公式
线性特征	$v_1 = (\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1$
平面度	$v_2 = (\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1$
散射特性	$v_3 = \lambda_3 / \lambda_1$
表面可变性	$v_4 = \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)$
特征熵	$v_5 = -\sum_{i=1}^3 \lambda_i \times \ln \lambda_i$

3.3 精度评价

本研究使用总体精度（over accuracy, OA）、Kappa系数、枝干点和叶片点分数（F1 score, F1）进行枝叶分离精度的评定。Kappa系数是统计学中度量一致性指标，取值[-1, 1]；F1是精确率和召回率的调和平均值，分值越高，说明模型越稳健。精确率（precision, Pr）是分类器识别的正样本中，分类正确的正样本所占的比例，精确率越高，说明模型对于正样本的识别能力越强；召回率（recall, Re）是所有正样本标签中，被正确识别为正样本的比例。枝叶点分离结果与参考数据相比，可分为真木（ T_W ）、假木（ F_W ）、真叶（ T_L ）和假叶（ F_L ）共四类，各指标如下：

$$OA = (T_W + T_L) / N \quad (3)$$

$$Pr_W = T_W / (T_W + F_W) \quad (4)$$

$$Re_W = T_W / (T_W + F_L) \quad (5)$$

$$F1 = 2 \times Pr_W \times Re_W / (Pr_W + Re_W) \quad (6)$$

$$Kappa = (p_o - p_e) / (1 - p_e) \quad (7)$$

式中， $N = T_W + T_L + F_W + F_L$ ； $p_e = [(T_W + F_L) \times (T_W + F_W) + (F_W + T_L) \times (T_L + F_L)] / N^2$ ； $p_o = (T_W + T_L) / N$ 。

4 实验及结果分析

4.1 参数设定

1) 邻域点数量确定

为进一步探究邻域点数量对实验结果精度的影响，以编号为7号（样本1）和11号（样本2）的两棵树为例，得到总体精度随邻域点数变化情况如图7所示。本文方法中，曲率的计算决定了枝叶分离结果的准确性，而曲率的计算依赖于邻域点的数量。图7 (a) 反映了样本1的总体精度随着邻域点数的增加，呈现先略微降低，然后缓慢增加的趋势，但整体趋势保持在0.94左右。图7 (b) 反映了样本2的总体精度随着邻域点数的增

加，呈下降趋势；但当邻域点数大于1100时，总体精度整体趋势基本稳定，在0.935左右。这说明当邻域过大时会引入远处的点，导致局部几何特征被平滑，细节信息丢失。尤其是曲率变化较大的区域，如树叶的位置，大邻域可能会导致局部特征被模糊化，使得局部曲率差异被削弱。因此，当邻域点数量大于或等于100时，本文方法能提高枝叶分离的总体精度。

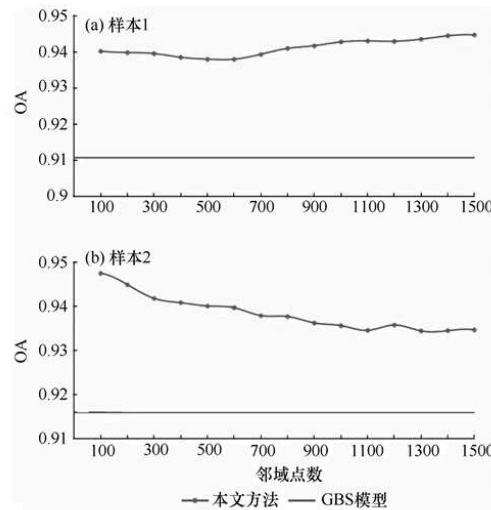


图7 不同样本的总体精度随邻域点数的变化
Fig.7 Variation of overall accuracy of different samples varies with the number of neighboring points

2) 曲率阈值确定

阈值设置是利用曲率阈值法实现正确分类叶片点和枝干点的关键。已有研究中，曲率阈值通常设置为确定的值（Zhang等，2019；Wan等，2021）。考虑每棵树的结构特征不同，会使得点云的分布模式有差别，用统一的阈值难以较好地区分每棵树的叶片点和枝干点，因此，实验使用最大SV值与可变参数 α 的比值作为分割阈值，根据每棵树的曲率特征调整为合适的分割阈值。图8展示了当 α 取值1.1~2时，枝叶分离总体精度的变化趋势。随着 α 取值的增大，样本1、2的总体精度变化趋势相似，均呈先递增后递减的趋势。 α 取值1.1~1.4时，枝叶分离精度呈上升趋势；当 α 取值1.4~1.5时，枝叶分离精度最高；当 $\alpha > 1.5$ 时，枝叶分离精度逐步降低。因此，实验最终确定 α 取值1.4~1.5，选择区间中点1.45作为 α 最佳取值。根据 α 和SV计算得到的分割阈值用于枝叶分离，其提取结果的OA均高于GBS模型的。

4.2 实验结果

实验选取15棵树木中具有代表性的6棵（表1中的部分温带树木和热带树木编号为7、8、13、6、14、9号），进行可视化。GBS模型改进前后枝干、叶片点云分类结果分别如图9~10所示。

由图9可看出，GBS模型可以分离大部分枝干点云，树枝末梢的枝干点容易误提取为簇状密集的、被错分的叶片点；本文方法进行曲率阈值的处理后，树枝末梢的大部分簇状密集叶片点云被过滤掉了（图9中黑色框中的部分）。因此，曲率阈值通过对比枝干和叶片的曲率值，能够在尽可能保存树木枝干点的同时，去除树干中大量被错分的叶片点。在图10中，GBS模型预处理后的叶片点云出现了明显主干部位的枝干点（图10中黑色框中的部分），而本文方法中所利用的外接圆半径比较法能够较好地解决这个问题。其中，对于图10 (a) (b) (d) (f) 这类主干较直且高的树木，本文方法效果显著；当处理 (c) (e) 这类有分叉或主干处长有密集叶子点的树木时，本文方法仅对枝下高以下的点有效。

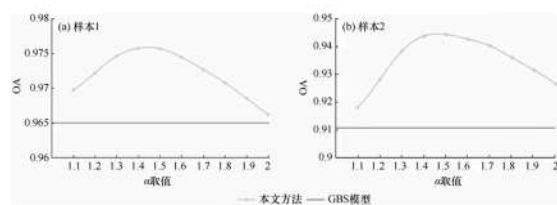


图 8 不同 α 取值时 OA 变化
Fig.8 Variation of the overall accuracy when α takes different values

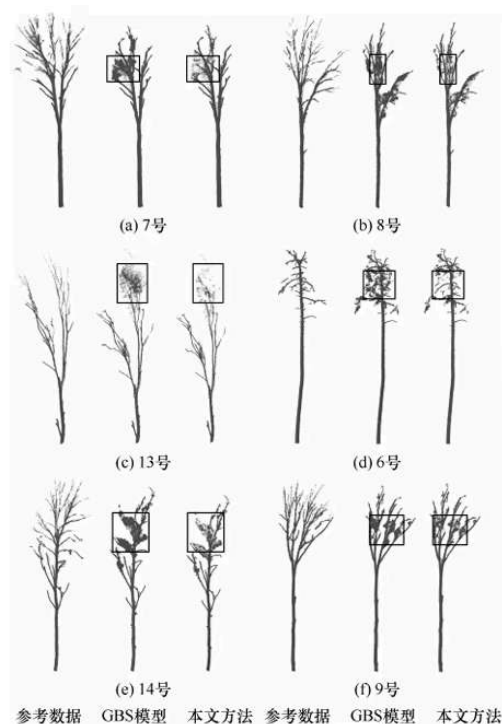


图 9 方法改进前后枝干点云分类结果
Fig.9 Classification results of branch point clouds before and after improvement

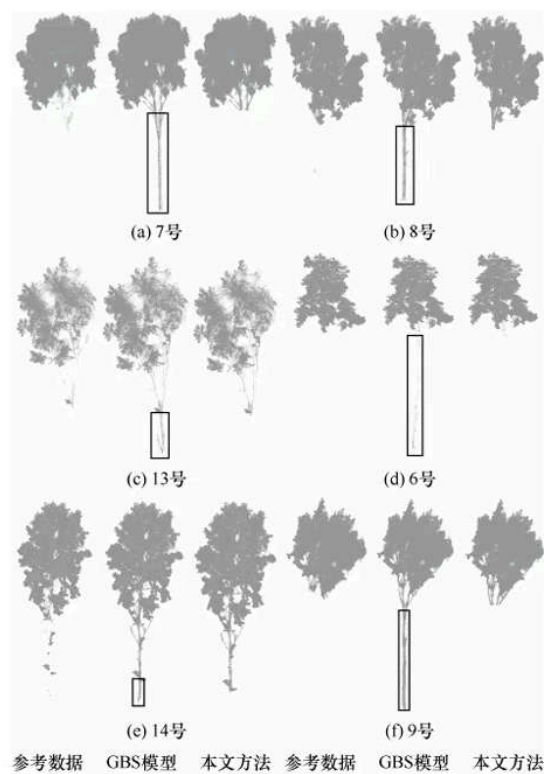


图 10 方法改进前后叶片点云分类结果
Fig.10 Classification results of leaf point clouds before and after improvement

4.3 实验结果定量评价

表4为本文方法与已有方法GBS模型（Tian和Li，2022）、路径追踪检测算法（Vicari等，2019）和RF算法（Breiman，2001）的精度对比结果。相较于GBS模型，本文方法OA提升了0.027，尤其是枝干点F1分值提升了0.055。这说明本文方法能够较好地改善枝干点中会存在误分叶片点的现象。RF算法分类效果总体表现相对次优，枝干点F1分值低于本文方法的，但RF方法需标记训练数据导致成本较高。路径追踪检测算法略逊于RF算法，尤其是枝干点F1分值精度较低，说明该方法提取枝干时易受到叶片部分的干扰。

表 4 不同方法的精度评价指标结果
Tab.4 Accuracy evaluation indicators results of the different methods

指标	GBS 模型	RF 算法	路径追踪检测 算法	本文方法
总体精度	0.918	0.941	0.923	0.945
Kappa 系数	0.739	0.798	0.744	0.811
枝干点 F1 分值	0.79	0.831	0.792	0.845
叶片点 F1 分值	0.949	0.966	0.952	0.966

为评价方法有效性，实验统计每棵树总体精度、Kappa系数、枝干点F1分值和叶片点F1分值，GBS模型改进前后各树木精度指标对比，如图11所示。相比较于GBS模型，本文方法各评价指标值均有不同程度的提升，尤其对枝下高较高的树木（编号6、9）效果更优。由于编号2的树木是一棵幼年黄葛树，树叶较为稀疏，因此，表现为模型改进前后对其结果精度影响不大。

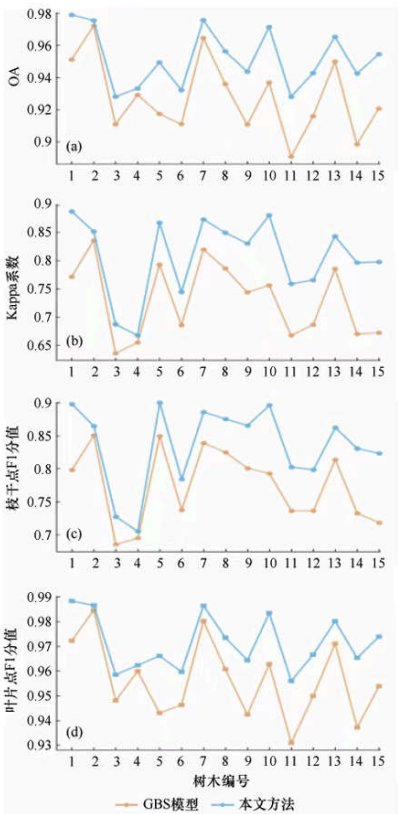


图 11 改进前后各树木精度指标对比
Fig.11 Comparison of accuracy indicators of each tree before and after improvement

5 结 论

准确区分树木的枝干和叶片组分是获取叶面积指数等结构参数的关键；TLS可以获取毫米级点云，能够清晰刻画树木的精细结构信息，利用其点云进行分离枝叶以区分树木的枝干和叶片信息，是获取上述结构参数的基础。然而现有点云枝叶分离研究中常出现明显的误分现象，枝叶分离的精确度不高，因此，本文提出了一种基于点云局部特征的精细化点云枝叶分离方法。

(1) 利用曲率阈值法时, 邻域点数量和阈值可变参数的选择是保证算法精度的关键。设定邻域点数量为100; 同时选择最大SV值与可变参数 α 的比值作为分割阈值, 当 $\alpha=1.45$ 时, 模型的性能最优。

(2) 在外接圆半径比较的叶片点云分类中, 经验估计值 $\gamma=5\text{ cm}$ 时, 可以很好地去除叶片点云中混淆的枝干点。

(3) 在公开数据集和实验野外采集制作的点云数据集中, 与RF、路径追踪检测算法和GBS模型三种方法的对比结果显示, 本文方法的四种精度评价指标结果均表现为相对最优。尤其是, 本文方法的总体精度、Kappa值分别为0.945、0.811, 比已有GBS模型的分别提高了0.027和0.072。

本文研究取得了一定的成果, 无需样本的标注, 是对枝叶分离方法体系的有益补充。未来研究将会进一步聚焦于枝叶点的局部细节特征的精细分离, 尤其是树木主干处长有幼叶的情况。

参考文献 (References)

- 何勇, 王继腾, 侯妙乐. 2024. 基于随机森林和多标签图割的点云石窟寺佛龕对象化提取方法. 时空信息学报, 31(6): 710-721 [He Y, Wang J T, Hou M L. 2024. A method for features extraction of Buddha Niches in Grotto Temples from point clouds based on random forest and multi-label graph cut. Journal of Spatio-temporal Information, 31(6): 710-721 (in Chinese)]
- 林川, 葛潇钦, 张蔚, 陈志达. 2022. 生物多样性与自然资源调查监测体系融合的探讨. 地理信息世界, 29(4): 112-115 [Lin C, Ge X Q, Zhang W, Chen Z D. 2022. Discussion on the integration of biodiversity and natural resources investigation and monitoring system. Geomatics World, 29(4): 112-115 (in Chinese)]
- 林筱涵, 李爱农, 边金虎, 张正建, 南希. 2022. 基于网络图的地基激光雷达复杂树木点云枝叶分离方法. 遥感技术与应用, 37(1): 161-172 [Lin X H, Li A N, Bian J H, Zhang Z J, Nan X. 2022. A method for separating leaf and wood components of complex tree point cloud data based on network graph with terrestrial laser scanning. Remote Sensing Technology and Application, 37(1): 161-172 (in Chinese)]
- 王俊强, 吴锋, 滕明贵, 张成. 2021. 结合改进PSPNet与ConvCRF的遥感影像分割方法. 地理信息世界, 28(4): 58-65 [Wang J Q, Wu F, Teng M G, Zhang C. 2021. Remote sensing image segmentation method using improved PSPNet with conv CRF. Geomatics World, 28(4): 58-65 (in Chinese)]
- Bonan G B. 1993. Importance of leaf area index and forest type when estimating photosynthesis in boreal forests. Remote Sensing of Environment, 43(3): 303-314
- Breiman L. 2001. Random forests. Machine Learning, 45: 5-32
- Chen M L, Wan Y C, Wang M W, Xu J Z. 2018. Automatic stem detection in terrestrial laser scanning data with distance-adaptive search radius. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 56(5): 2968-2979
- Ferrara R, Virdis S G P, Ventura A, Ghisu T, Duce P, Pellizzaro G. 2018. An automated approach for wood-leaf separation from terrestrial LIDAR point clouds using the density based clustering algorithm DBSCAN. Agricultural and Forest Meteorology, 262: 434-444
- Jiang T P, Zhang Q Y, Liu S, Liang C, Dai L, Zhang Z Q, Sun J, Wang Y J. 2023. LWSNet: A point-based segmentation network for leaf-wood separation of individual trees. Forests, 14(7): 1303
- Klokov R, Lempitsky V. 2017. Escape from cells: Deep kd-networks for the recognition of 3D point cloud models//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 863-872
- Li Y Y, Bu R, Sun M C, Wu W, Di X H, Chen B Q. 2018. Pointcnn: Convolution on x-transformed points//32nd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2018). Montréal, Canada. 1-11
- Ma L X, Zheng G, Eitel J U H, Moskal L M, He W, Huang H B. 2016. Improved salient feature-based approach for automatically separating photosynthetic and nonphotosynthetic components within terrestrial LiDAR point cloud data of forest canopies. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54(2): 679-696
- Pauly M, Gross M, Kobbelt L P. 2002. Efficient simplification of point-sampled surfaces//Proceeding of 2002 IEEE Visualization, 163-170
- Qi C R, Yi L, Su H, Guibas L J. 2017. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space//31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017). Long Beach, CA, USA. 1-5
- Tan K, Zhang W G, Dong Z, Cheng X L, Cheng X J. 2021. Leaf and wood separation for individual trees using the intensity and density data of terrestrial laser scanings. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 59(8): 7038-7050

Tian Z L, Li S H. 2022. Graph-based leaf-wood separation method for individual trees using terrestrial lidar point clouds. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 5705111

Vicari M B, Disney M, Wilkes P, Burt A, Calders K, Woodgate W. 2019. Leaf and wood classification framework for terrestrial LiDAR point clouds. Methods in Ecology and Evolution, 10(5): 680-694

Wan P, Shao J, Jin S N, Wang T J, Yang S M, Yan G J, Zhang W M. 2021. A novel and efficient method for wood-leaf separation from terrestrial laser scanning point clouds at the forest plot level. Methods in Ecology and Evolution, 12(12): 2473-2486

Wang D, Hollaus M, Pfeifer N. 2017. Feasibility of machine learning methods for separating wood and leaf points from terrestrial laser scanning data. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, IV-2/W4: 157-164

Wang D, Takoudjou S M, Casella E. 2020a. LeWoS: A universal leaf-wood classification method to facilitate the 3D modelling of large tropical trees using terrestrial LiDAR. Methods in Ecology and Evolution, 11(3): 376-389

Wang Y J, Jiang T P, Yu M, Tao S B, Sun J, Liu S. 2020b. Semantic-based building extraction from LiDAR point clouds using contexts and optimization in complex environment. Sensors, 20(12): 3386

Xu S, Zhou K, Sun Y, Yun T. 2021. Separation of wood and foliage for trees from ground point clouds using a novel least-cost path model. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 14: 6414-6425

Yun T, An F, Li W Z, Sun Y, Cao L, Xue L F. 2016. A novel approach for retrieving tree leaf area from ground-based LiDAR. Remote Sensing, 8(11): 942

Zhang S, Chen Y P, Wang B, Pan D, Zhang W M, Li A G. 2024. SPTNet: Sparse convolution and transformer network for woody and foliage components separation from point clouds. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 5702718

Zhang W M, Wan P, Wang T J, Cai S S, Chen Y M, Jin X L, Yan G J. 2019. A novel approach for the detection of standing tree stems from plot-level terrestrial laser scanning data. Remote Sensing, 11(2): 211

Zhu X, Skidmore A K, Darvishzadeh R, Niemann K O, Liu J, Shi Y F, Wang T J. 2018. Foliar and woody materials discriminated using terrestrial LiDAR in a mixed natural forest. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 64: 43-50

↓↓ 了解更多产业要闻 ↓↓
请将我设为星标★



中国地理信息产业协会

发布党和国家关于地理信息产业的政策精神，地理信息产业主管部门对促进、规范地理...
92篇原创内容

公众号

来源：《时空信息学报》2025年第1期
编辑：冯 翠、李 娟
审核：余 青

>> 协会近期直播



中国地理信息产业协会
已结束直播，可观看回放

观看回放

海克斯康：新品发布会（5月）

>> 协会通知

- 关于召开首届地理信息创新成果发布推介交流会的通知（第一号）
- 关于2025年度国家科学技术奖提名遴选工作的通知
- 关于填报地理信息企业境外业务发展状况调查问卷的函
- 关于做好教育培训和交流研讨工作的通知
- 关于召开2025空间智能软件技术大会通知（第一号）
- 关于持续开展地理信息产业投融资需求征集和对接工作的通知
- 关于举办“GIS最前线”2025国土空间实景的数据治理与数据资产建设培训班的通知

- 关于举办人工智能与地理信息技术融合创新与应用培训班的通知
- 关于开展2025地理信息产业百强企业、最具活力中小企业和最具成长性企业申报工作的通知
- 关于2025地理信息科学技术奖申报工作的通知
- 中国地理信息产业协会2025年工作要点
- 好书推荐 | 《中国地理信息产业发展报告（2024）》正式出版！
- 关于缴纳会费的通知
- 全国无人机操控员训练机构及执照考试考点名单
- 中国地理信息产业协会“创新之声”主题宣传活动征稿启事
- 关于组织关注协会公众号、指定通讯员及公众号征稿的通知

>> 近期要闻

- 投融资信息平台 | 融资企业推介：中科北纬（北京）科技有限公司
- 陈军院士：时空型混合智能计算是必然趋势
- 从“飞起来”到“飞得好” 低空经济需跃过几道关
- 中国科学家实现1.36公里外毫米级高分辨成像技术
- 浙江省自然资源厅党组书记、厅长邢志宏：推动转型升级 打造数字引擎 争创国家测绘地理信息创新发展先行区

征稿启事

“ 企业家风采 ” “ 民企之光 ” “ 创新之声 ” “ 精品成果秀 ” “ 会员喜讯 ” “ 新品发布汇 ” “
产学研合作” “ 国际市场 ” “ 专精特新 ” “ 科普 ” 等主题宣传（专栏）长期征稿，欢迎投稿！

联系人：李娟 13370105015（微信）

邮箱：xc@cagis.org.cn

欢迎关注、分享！

时空信息学报 · 目录

上一篇

时空信息学报 | 一种基于多尺度特征提取与区
块匹配的跨视角图-图检索方法

下一篇

时空信息学报 | 一种基于SAR影像的气候复杂
地区地表水提取方法

阅读 303
