

基于多尺度几何特征单木点云的语义分割

曹荣贞, 刘浩然, 林文树*

(东北林业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

摘要:针对目前地面激光扫描树木点云精确分离枝干点和树叶点成分困难的问题,提出一种基于多尺度几何特征的单木点云语义分割的方法。首先将水曲柳和樟子松样地点云数据进行单木分割,再计算多尺度点云协方差矩阵特征值,之后选择特征分类器,并根据特征值重要性选择最优特征值,最后对树木的枝干叶点云进行分割。通过比较支持向量机(SVM)、极限梯度增强(XGBoost)和随机森林(RF)3种分类器的训练时间和精度,选择XGBoost作为最终的分类器,并根据特征值重要性选择出6种最优特征。结果表明,2块样地枝干点和叶点的分割精度都 >0.88 ,并且F1值和IOU也都在0.8以上。提出的方法能够有效分割出水曲柳和樟子松树叶点云和枝干点云,有较高的识别精度,研究结果为后续单木三维模型构建及生物量估算提供了条件。

关键词:地面激光扫描;点云数据;多尺度;几何特征;语义分割

中图分类号:S758.1

文献标志码:A

文章编号:1001-7461(2024)02-0028-08

Semantic Segmentation of Individual Tree Point Clouds Based on Multi-scale Geometric Features

CAO Rong-zhen, LIU Hao-ran, LIN Wen-shu*

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

Abstract: It is difficult to accurately separate limb and leaf points from terrestrial laser scanning (TLS) tree point clouds. To solve the problem a method of semantic segmentation of individual tree point clouds based on multi-scale geometry features was proposed. First, the point cloud data of trees in the sample plots of *Fraxinus mandshurica* and *Pinus sylvestris* were segmented into individual trees, and the eigenvalues of the multi-scale point cloud covariance matrix were calculated, then the feature classifier was selected, and the optimal eigenvalues were selected according to the importance of the eigenvalues, and finally the limb and leaf points of tree were divided. By comparing the training time and accuracy of support vector machine (SVM), extreme gradient boosting (XGBoost) and random forest (RF) classifiers, the XGBoost was selected as the final classifier, and six optimal features were selected according to the importance of eigenvalues. The results showed that the segmentation accuracy of limb and leaf in the two plots was more than 0.88, and F1-Score and IOU (intersection over union) were also above 0.8. The method proposed in this study can effectively segment limb and leaf points of *F. mandshurica* and *P. sylvestris*, and has a high identification accuracy. The research results provide conditions for the subsequent three-dimensional model construction and biomass estimation of individual tree.

Key words: terrestrial laser scanning; point cloud data; multiple scale; geometric feature; semantic segmentation

收稿日期:2023-03-17 修回日期:2023-05-08

基金项目:国家自然科学基金(31971574)。

第一作者:曹荣贞。研究方向:林业遥感。E-mail:1046085920@qq.com

*通信作者:林文树,博士,教授,博士生导师。研究方向:森林资源遥感监测。E-mail:linwenshu@nefu.edu.cn

树木结构如树干、树枝形态和树叶的空间分布,直接影响树木的光合作用并最终影响森林中的碳和水储存^[1]。因此,如何快速、精确获取树木结构参数对了解树木结构与树木生理功能的关系有重大意义^[2-3]。然而,野外实际测量树木结构参数费时且工作量大。地面三维激光扫描技术可以不通过破坏性测量,直接从点云数据中提取树干材积以及结合模型估测树干生物量,估测精度高,为树木结构特征定量分析与树木三维模型重建提供了新的方法^[4]。

基于激光扫描的林分点云数据进行树木结构参数提取的前提是需要进行单木分割和枝干叶分离。目前,利用点云数据对树木进行枝干叶分离的研究方法有很多,主要分为2类:基于激光强度和基于几何特征^[5]。地面激光扫描仪可以基于反射激光雷达脉冲的强度信息区分枝干或树叶相互作用的返回信号来实现树木枝干叶分离。Yao等^[6]将散射激光雷达脉冲的完整波形数字化,树干和较大树枝的散射值保持一致与树叶的散射值不同,根据散射值的不同将树木的枝干叶点云进行分类。Béland等^[7]通过枝干点云和树叶点云的激光脉冲返回信息求得反射能量的强度,根据强度差异分离枝干点和树叶点。Danson等^[8]和Douglas等^[9]提出了一种新的设备配置,通过使用2种不同波长的激光器区分枝干叶片点云。Zhao等^[10]提出了一个多波长荧光激光雷达系统,并根据多波长荧光的强度信息进行枝干叶点云分类。虽然激光反射强度信息可以有效分离树木枝干叶点,但是激光返回的强度不仅与目标的光谱特性有关,还与激光束的入射角度、传输距离以及反射面粗糙度有关^[11-12],因此需要对反射强度值进行校正。

另一种枝干叶分类方法是基于点云空间坐标的几何特征。Vicari等^[13]利用最短路径算法来获取树枝点云,并改变K值计算点云几何特征利用高斯混合模型分离叶片点,最终将二者分类结果结合,取得了较好分类效果。Lalonde等^[14]根据散射特征、线性特征和表面特征分类点云,将对人工标记的训练数据拟合高斯混合模型计算点云特征,实现树干、树枝和树冠等的分类。邢涛等^[15]通过计算不同的点云几何特征,并使用XGBoost分类器成功分离了蒙古栎人工林的地面、树干与枝叶点云。Yun等^[16]基于点云数据特征的形状、正态向量分布和结构张量与半监督支持向量机(SVM)方法相结合,分离出枝干和叶子等各种树器官。Sun等^[17]将激光强度和几何信息结合,采用强度阈值、邻域密度和体素化方法进行枝干叶分割,与基于点云强度特征和基于几何特征的方法相比,该方法提高了点云分割的精度。杨玉泽等^[18]根据点云的颜色、法线和空间距离

等特征,基于用局部凸包连接算法对点云进行聚类分割,完成枝干和树叶点云的分割。Wang等^[19]使用固定K值的点云搜索方法,找到最优K值并对枝干叶点云进行分割,得到了较好效果。

目前基于激光强度的枝干叶分割方法需要进行强度矫正,而简单基于几何特征的方法在树冠枝干叶分离时效果不是非常理想,并且存在消耗内存空间大等问题。本研究在基于机器学习语义分割中加入了多尺度局部协方差矩阵特征,实现了树木的枝干叶精确分割。

1 研究区概况及数据预处理

研究区为哈尔滨城市林业示范基地,地理坐标45°43'10"N,126°37'5"E,林地面积27.50 hm²,其中主要树种有樟子松(*Pinus sylvestris*)、水曲柳(*Fraxinus mandshurica*)、核桃楸(*Juglans mandshurica*)、白桦(*Betula platyphylla*)等^[20]。本文选取城市林业示范基地中樟子松和水曲柳两块林地作为地基激光雷达扫描对象,使用的地面三维激光扫描仪为Focus3D×330。点云的预处理包括两部分:首先在FARO Scene软件中将扫描数据输入点云配准拼接成完整研究样地点云数据;然后利用LIDAR 360软件对样地点云数据进行去噪、分类、归一化和点云分割得到水曲柳和樟子松单木点云数据。

2 研究方法

选择5棵水曲柳(Data_1)(1 026 199个点)和5棵樟子松(Data_2)(728 545个点)单木点云进行干枝叶分离试验。分别选择2个树种的1棵树并利用CloudCompare软件与LeWoS模型进行手动分割得到枝干点和叶点,并做好标签,其中该树中随机选择70%的点用于模型训练,30%的点用来预测,再根据得到的模型分别对Data1和Data2进行分割。基于点云三维坐标信息计算多尺度点云的协方差矩阵,再计算各点协方差矩阵的特征向量与特征值,通过特征运算得到11种特征值,训练SVM、XGBoost和RF 3种分类器,并对比分类器的计算时间和精度选择最优的分类器,在Python 3.7中基于XGBoost的内置函数获取特征重要性,基于特征重要性大小选择最优特征值并在分类器中进行训练与预测,实现单木点云的枝干叶分割。技术路线如图1所示。

2.1 点云特征提取

2.1.1 多尺度下点云特征 利用固定半径的方法搜索邻域内点云,根据局部邻域内点云协方差特征值构造点云几何特征,通过改变搜索半径大小得

到多尺度点云特征。不同尺度下点云局部邻域内点云个数不同,同一地物在不同尺度下呈现的几何特征也不同,因此多尺度下不同地物之间的区分性更强,可以更好地通过机器学习分类器对不同目标分割。图2为点云在大尺度(如0.75 m)和小尺度(如0.1 m)下的搜索个数, R 为点云搜索半径, $R_1 > R_2$,当搜索半径较大时,其邻域内的点云个数大,当搜索半径较小时,其邻域内的点云个数小。

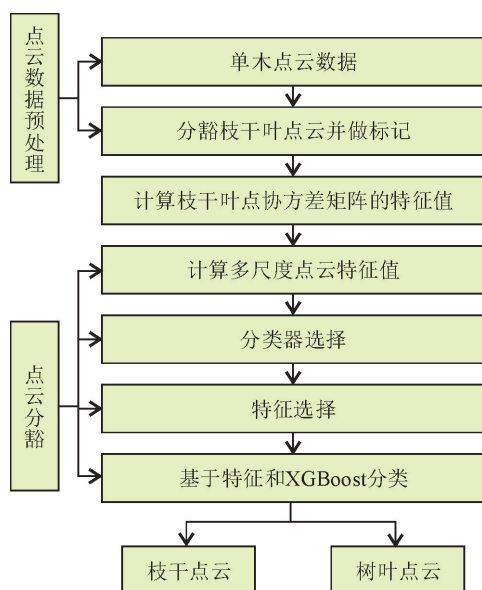


图1 枝干叶点分割流程

Fig. 1 Flow chart of limb and leaf points segmentation

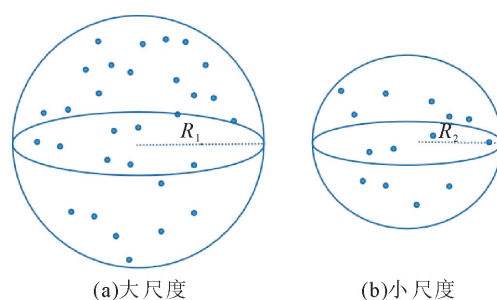


图2 不同尺度下点云搜索个数

Fig. 2 Number of point cloud searches at different spatial scales

图3为枝干点和叶点在不同尺度下的几何特征。由图3可以看出,枝干点在小尺度下的几何形状接近平面,在大尺度下的几何形状接近圆柱,叶点在小尺度下搜索的点云个数较少,几何特征不明显,在大尺度下几何形状接近平面。因此,本研究选择的最小尺度要大于点云最小密度,最大尺度不超过冠层枝干宽度,依次增加尺度间隔大小共得到4个尺度0.1、0.25、0.5、0.75 m^[21-22]。

2.1.2 点云特征值计算 基于扫描点的坐标数据在 matlab2021a 中使用主成分分析(principal component analysis, PCA)算法计算出点云协方差矩阵的特征向量 e_1, e_2, e_3 与特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$, 且满足 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$, 将 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 进行运算得到新的特征值, 本研究计算的几何特征如表1所示。其中, S_λ 、 P_λ 和 L_λ 又称为显著特征, 三者之和为1。一般认

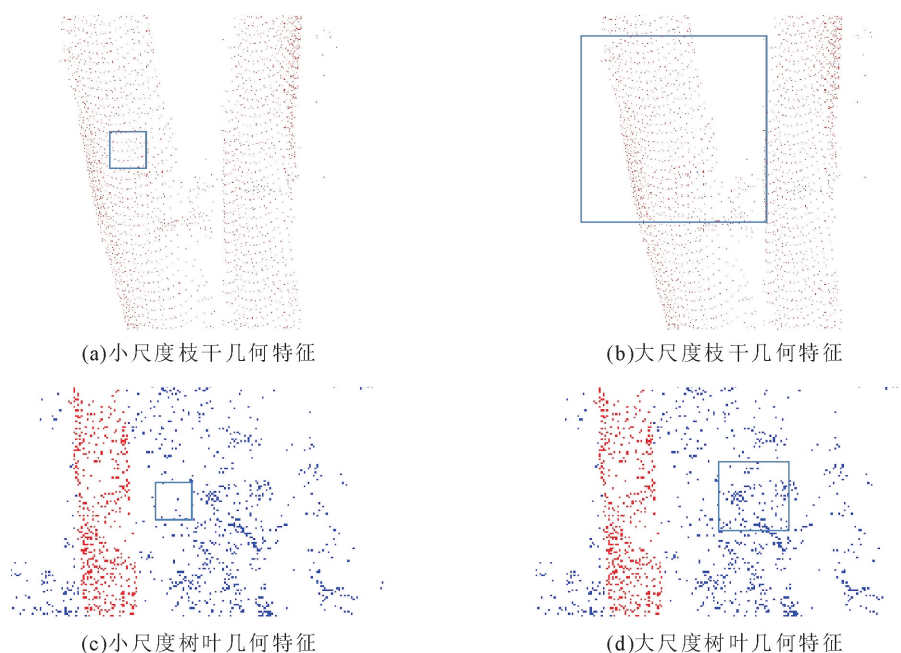


图3 枝干点和叶点在不同尺度下的几何特征

Fig. 3 Geometric features of limb and leaf points at different scales

为叶片点表现为“散点”性质,而枝干点表现为“线性”或“表面”的特性,各向同性特征与各向异性特征能较好地反映点云该区域点云的起伏特征。曲率

变化特征反映了曲面沿法向量的变化,以某一枝干点与树叶点为中心的点云邻域内曲率特征是有区别的,例如,树干和茎上的点由于其直径大,点分布规

则,曲率变化特征不明显。与树叶连接的树枝和细枝直径较小,通常有较小程度的弯曲,由于冠层树叶遮挡,树叶点云分布散乱,因此曲率变化较大。

表 1 点云几何特征

Table 1 Geometric features of point clouds

特征名称	特征计算公式
发散状特征	$S_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1}$
面状特征	$P_{\lambda} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}$
线性特征	$L_{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}$
特征熵	$E_{\lambda} = -\sum_{i=1}^3 \lambda_i \ln(\lambda_i)$
各向同性特征	$O_{\lambda} = \sqrt[3]{\lambda_1 * \lambda_2 * \lambda_3}$
各向异性特征	$A_{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_3}{\lambda_1}$
曲率变化特征	$C_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$
特征值和	$\sum \lambda = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3$
三维协方差矩阵的第 1 个特征值	$EV_1 = \lambda_1$
三维协方差矩阵的第 2 个特征值	$EV_2 = \lambda_2$
三维协方差矩阵的第 3 个特征值	$EV_3 = \lambda_3$

2.2 机器学习分类器

树木枝干叶点云的分割采用监督学习方法,原理是训练已分割的枝干叶点云特征,然后将训练好的模型用来预测未分割点云。本研究引入 SVM、XGBoost 和 RF 3 种分类器来验证枝干叶点云分割的可行性。SVM 最早由 Boser、Guyon 和 Vapnik 提出,SVM 算法使用 2 个或多个标记的数据类,通过超平面分离 2 类不同的数据,根据数据点在超平面上的位置,将数据点分为不同的类。XGBoost 是 Friedman 提出的一种基于集成思想的机器学习算法,每次迭代的损失函数沿梯度方向下降,构造一个弱分类器函数,然后将几个弱分类器的结果与一定的权重组合,形成一个强分类器作为最终的预测输出。RF 思想是通过取多个决策树输出的平均值或模式使预测更加精确。随机森林不是依赖于一棵决策树,而是从每棵树中获得预测,并基于大多数预测投票,预测最终的输出。

为了比较 3 种分类器的性能,在 python 语言中,从 11 个特征中随机选择 3、6、9 和 11 种特征,利用 3 种机器学习分类器对 Data_1 和 Data_2 的训练集进行训练,XGBoost 和 RF 的决策树和最大深度分别取 100 和 10,SVM 参数 c 取 1。3 种分类器对多尺度下 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 和构造的 8 种新特征的分割精度汇总见表 2。

在表 2 中,RF 分类器分类效果相对较差,SVM

分类器和 XGBoost 分类器都有较好的分类效果,但其模型训练时间远远长于 XGBoost 分类器,因此本研究选择 XGBoost 分类器对枝干叶点云进行分割。

表 2 3 种分类器的分割精度

Table 2 Segmentation accuracy of three kinds of classifiers

特征数量	Data_1		Data_2	
	分类器	准确率(%)	分类器	准确率(%)
3×4	SVM	86.42	SVM	77.25
	XGBoost	86.87	XGBoost	78.62
	RF	84.10	RF	75.44
6×4	SVM	87.58	SVM	84.96
	XGBoost	88.89	XGBoost	85.41
	RF	85.36	RF	82.47
9×4	SVM	89.65	SVM	86.58
	XGBoost	90.52	XGBoost	87.85
	RF	88.22	RF	84.29
11×4	SVM	89.71	SVM	87.82
	XGBoost	90.58	XGBoost	88.74
	RF	88.60	RF	86.32

2.3 基于 XGBoost 的特征选择

枝干叶点云在每一个尺度下得到 11 种特征,在 4 种尺度下特征数量增加到 4 倍,为了减少特征冗余,提高特征训练的效率,需要进行特征选择。XGBoost 根据 FScore、AverageGain 和 AverageCover 3 种指标计算特征重要性,其中 FScore 指该特征在所有树中被用作分割样本的特征的次数,AverageGain 指该特征在所有树中每次被分割时的平均增益,AverageCover 指该特征在树中使用该特征时的平均覆盖范围,这 3 种指标数值越大,该特征越重要^[23-24]。

3 结果与分析

3.1 特征选择分析

基于 XGBoost 的梯度提升算法可以计算特征值的重要性,本研究使用 Data_1 的训练集,图 4 显示了 11 种特征的重要性分布直方图。由图 4 可以看出, λ_3 、 C_{λ} 、 O_{λ} 、 P_{λ} 、 S_{λ} 和 $\sum \lambda$ 的重要性较大。

图 5 显示了每次分割中加入新特征,特征值数量对分割精度的影响。由图 5 可知,加入 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 后,分割精度已经超过了 85%,接着加入 A_{λ} ,发现分割精度没有明显提升,加入 C_{λ} 后,分割精度超过了 88%,依次加入 E_{λ} 、 L_{λ} ,分割精度依旧保持在 88%,加入 O_{λ} 后,分割精度有了明显提高,达到了 90%,再依次加入 P_{λ} 、 S_{λ} 和 $\sum \lambda$ 后精度保持着 90%。因此,特征数量不是越多越好,选择合适的特征可以减少计算时间,提高分割效率。结合图 4 和图 5 分析,本研究选择 λ_3 、 C_{λ} 、 O_{λ} 、 P_{λ} 、 S_{λ} 和 $\sum \lambda$ 6 个重要性较大的特征进行分割。

为了研究特征选择前后分类器训练效率是否提高,表3显示了Data_1和Data_2分别在44个特征与24个特征下的分割时间。由表3可看出,经过特征选择后,2块样地分割时间都减少了40%以上,分类效率有了很大提升。

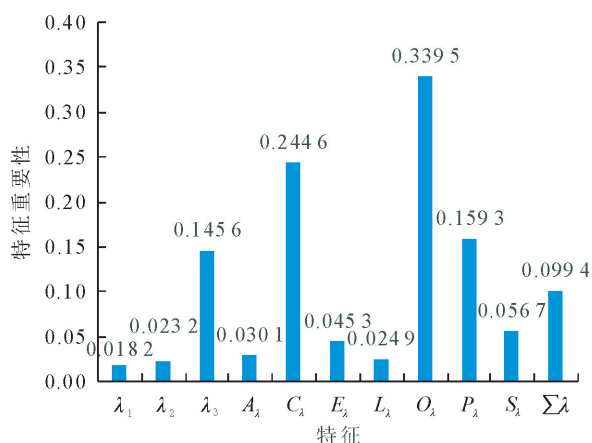


图4 特征重要性

Fig. 4 Feature importance

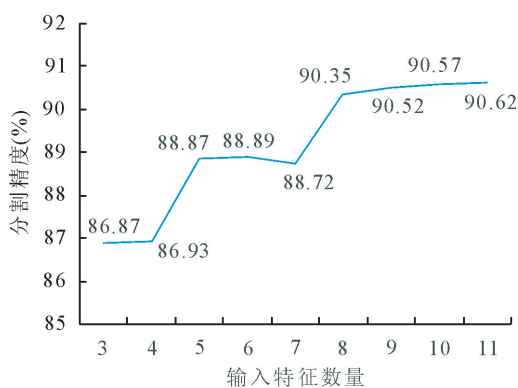


图5 输入特征数量与分割精度关系

Fig. 5 Relation between the number of input features and segmentation accuracy

表3 特征选择前后分割时间

Table 3 Segmentation time before and after feature selection

特征数量	训练时间/s		减少用时(%)	
	Data_1	Data_2	Data_1	Data_2
11×4	56	47	42.85	40.42
6×4	32	28		

3.2 点云分割结果分析

λ_3 、 C_4 、 O_4 、 P_4 、 S_4 和 $\Sigma\lambda$ 作为输入参数对测试集进行分割,表4和表5分别给出了分类器在特征选择前后水曲柳样地和樟子松样地枝干叶点云分割的精度评定,精度评定从准确率(R)、召回率(r)、精确率(P)、F1值^[25]和IOU(Intersection over Union)^[26]5个方面进行,如式(1)一式(4)所示。准确率(R)指预测正确的点云占总点云的百分比,其中 R 的值越接近1表示提取的精度越高;召回率(r)反

映了正确分割点云数占实际点云数的比例, r 越接近1表示正确分割树木越多;精确率 P 表示算法分割出的点云数为正确分割的比例, P 越接近1表示该算法分割的点云中错误分割的比例小;F1值指综合考虑精确率和召回率,F1值越接近1表示整体分割效果越好,IOU指实际点云数与算法分割点云数2个集合的交集与并集之比。

$$R = n/N \quad (1)$$

$$r = T_p / (T_p + F_N) \quad (2)$$

$$p = T_p / (T_p + F_p) \quad (3)$$

$$F = 2rp / (r + p) \quad (4)$$

$$IOU = \frac{n \cap N}{n \cup N} \quad (5)$$

式中: N 为叶点或枝点的实际数量; n 为算法分割的叶点或枝点数量; T_p 表示正确分割的叶点或枝点数量; F_N 表示漏检的叶点或枝点数量; F_p 表示过检的叶点或枝点数量。

图6和图7为Data_1和Data_2的分割结果。对比Data_1和Data_2的枝干和叶片分割结果发现,特征选择后2块样地的准确率、精确率、召回率和F1值没有明显降低。在Data_1中,基于44个特征值和24个特征值下枝干分割的精确率高于树叶,召回率低于树叶,综合来看枝干的F1值大于树叶。在Data_2中,基于44个特征值和24个特征值下树叶分割的精确率、召回率和F1值都低于枝干。结合2个分割结果图可以看出,2块样地枝干的分割效果要比树叶的分割效果好,树干和较大树枝都能明显分离出来,原因是接近树根的下层枝干和与树干相连的较大的分枝点云密度高,叶片稀少,几何特征明显,容易与树叶区分,而叶片点云密度低且几何形状不明显,特别是与小枝连接的叶片容易被错误分割。从整体来看,水曲柳树木的准确率比樟子松树木的准确率高,通过对比图6和图7可看出,樟子松树冠部分叶片点云稀少,和树枝连接的叶点大多被错误地识别为枝点。

3.3 单一尺度与多尺度下分割精度分析

不同尺度下枝叶点云的几何特征不同,分割结果也不同。为探究尺度对分割结果的影响,本研究利用2样地特征选择后的特征集,对其在4种单一尺度和多尺度下枝叶点云的分割精度做出了分析,结果如表6所示。由表6可知,在搜索半径为0.1 m和0.75 m的尺度下,枝叶分割的精度较差,在搜索半径为0.25 m和0.50 m的尺度下,枝叶分割的精度都超过了0.8,说明搜索半径过小和过大枝叶点云分割效果不明显。同时,多尺度下枝叶点云的分割精度都超过了0.88,说明多尺度下枝叶点云区分性最好。

表 4 水曲柳枝干叶点云分割精度评定

Table 4 Segmentation accuracy evaluation of limb and leaf points of *F. mandshurica*

特征数量	准确率		召回率		精确率		F1		交并比	
	树叶	枝干	树叶	枝干	树叶	枝干	树叶	枝干	树叶	枝干
11×4	0.920 1	0.870 8	0.916 2	0.865 7	0.846 8	0.905 6	0.880 1	0.885 2	0.827 2	0.844 3
6×4	0.913 4	0.869 3	0.907 9	0.861 8	0.840 9	0.900 5	0.873 1	0.880 7	0.826 9	0.843 7

表 5 樟子松枝干叶点云分割精度评定

Table 5 Segmentation accuracy evaluation of limb and leaf points of *P. sylvestris*

特征数量	准确率		召回率		精确率		F1		交并比	
	树叶	枝干	树叶	枝干	树叶	枝干	树叶	枝干	树叶	枝干
11×4	0.884 3	0.893 5	0.888 0	0.885 8	0.880 4	0.889 6	0.884 2	0.887 7	0.858 7	0.863 5
6×4	0.881 0	0.890 1	0.887 3	0.885 6	0.879 6	0.889 4	0.883 4	0.887 5	0.856 2	0.862 2

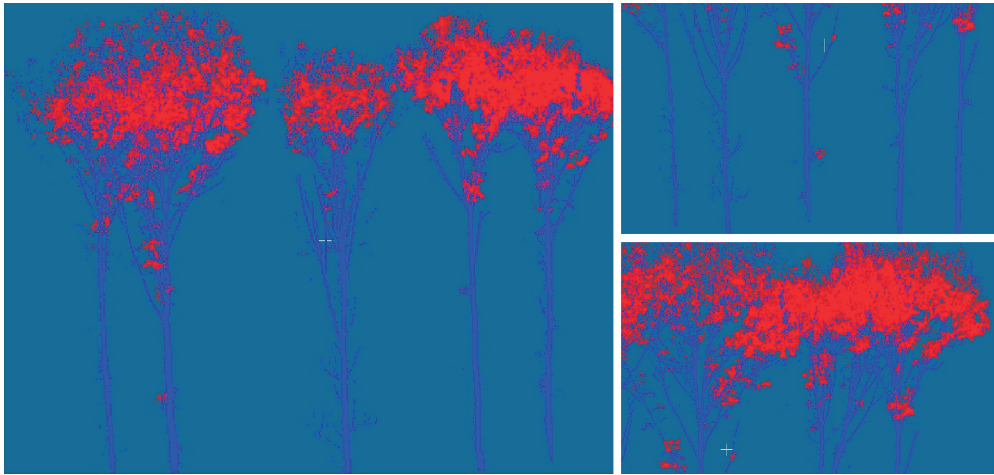


图 6 水曲柳树木枝干叶点云分割结果

Fig. 6 Segmentation results of limb and leaf points of *F. manchuria*

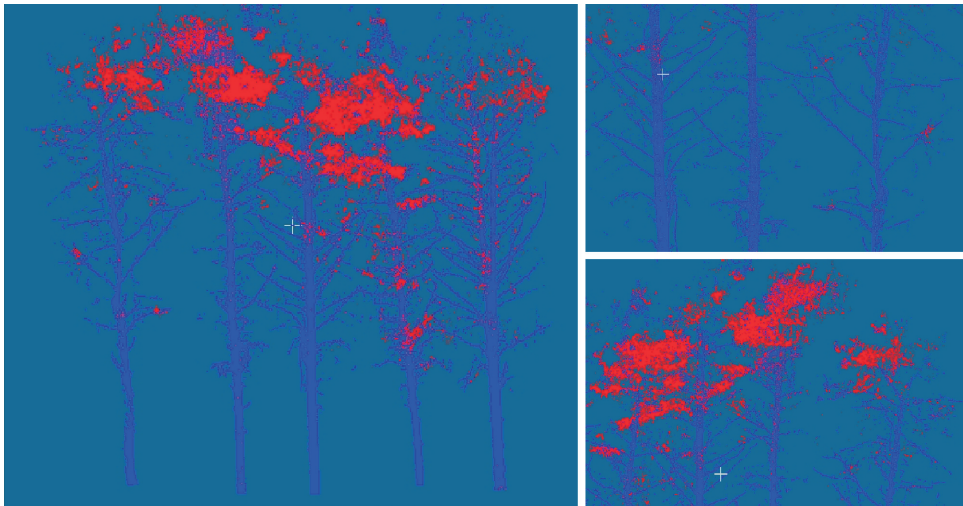


图 7 樟子松树木枝干叶点云分割结果

Fig. 7 Segmentation results of limb and leaf points of *P. sylvestris*

表 6 单一尺度与多尺度下分割精度分析

Table 6 Segmentation accuracy analysis on single scale and multi-scale

空间尺度		多尺度	0.1 m	0.25 m	0.50 m	0.75 m
准确率	Data_1	0.905 8	0.768 1	0.871 0	0.844 7	0.784 1
	Data_2	0.886 1	0.778 0	0.834 0	0.801 7	0.764 2

4 讨论

本研究利用固定半径的方法计算了多尺度下点云的特征值,并利用机器学习训练特征值实现枝干叶点云的分割。目前计算点云局部邻域特征主要有2种方法:一种是固定K值,但该方法易受点云密度的影响,如冠层树枝点云密度低,下层枝干点云密度高,下层枝干的几何形状和上层树枝的几何形状不同;另一种是固定半径,该方法不受点云密度影响。本研究使用固定半径方法计算4种空间维度的点云特征值来进行训练和分割,基于多尺度的点云几何特征更明显,增强了对大枝、小枝和叶片的识别能力,不仅可以计算任何点云密度的枝干叶,也可以训练任意树木结构,对水曲柳和樟子松树木点云枝干叶分离都有很好的效果。

在特征计算时,如果点云搜索半径太小,则在该邻域内点云太少,计算的特征不具有判别性;如点云搜索半径过大,则会增加计算的时间,且计算的特征不够明显。由于不同搜索半径计算的特征不同,多尺度下可以得到多维度的枝干叶点云特征,因此,基于多尺度计算的点云特征比单一尺度计算的特征更明显,区分性也更强。综合考虑叶片和枝干的大小,本文选取的搜索半径值为0.1、0.25、0.5、0.75 m,多尺度特征的结合可以更有效分离树木干枝与树叶点云。而在特征选择时,需要考虑依据特征值的重要性与引入特征数量后精度变化情况,选择出重要性较大的6种特征,并且24个特征下的枝干叶点分割准确率相比44个特征下分割准确率变化很小,而分割的时间减少了40%以上。由此可见,特征选择后,分类器的效率有了很大提高,而准确率下降很小。

本研究利用语义分割方法在水曲柳和樟子松中的分割结果有所不同。由图6和图7可以看出,2种树木邻近树根的枝干点云和与粗大树枝连接的叶片点云都能清晰地区分出来,因为枝干的分布规律连续,密度较大,而叶点较为分散,整体点云密度较小,易于区分。而2种树木在树冠部分的枝干叶分离情况差别较大,水曲柳树冠附近的细枝和与枝干相连的叶片都能够明显区分出来,而樟子松树木树冠分割效果较差,许多与叶片连接的枝点都被错分为叶点。由樟子松和水曲柳树木的形态特征易知,水曲柳属于阔叶林,叶片较大,叶片点云密度高,特征值判别性较好,而樟子松是针叶林,叶片窄小,与叶片连接的细枝点云密度低,树冠部分点云特征值描述的意义不够明显,枝干点云和叶片点云会被错分。

虽然本研究提出的方法能够实现树木点云枝干叶分割,但也存在不足。一方面,本文根据经验选择的搜索半径存在一定问题,无法考虑到半径内点云密度较高和点云密度较低的一些团块,影响点云特征值的计算;另一方面,由于地基激光雷达扫描范围有限,不能完全获取树冠上层信息,对树冠点云完整度有一定的影响,树冠枝干叶分割效果较差。因此,在后续工作中,将选择更好的点云搜索方法并联合无人机激光雷达等获得更加完整的树冠点云数据,进一步展开树木枝干叶分离的研究。

5 结论

本研究基于地面三维激光扫描获取的树木点云数据,通过固定半径的方法计算树木点云的多尺度特征并运用机器学习实现了单木枝干叶点云的分割,现得出以下结论。

采用固定半径的方法可以计算多尺度邻域内点云几何特征,多尺度特征可以更好体现枝、干、叶点的几何特征,基于多尺度特征的枝干叶点分割的效果明显,分割精度较高。

基于XGBoost的特征选择在保持分割精度不变的同时减少了分类器训练时间,相同训练集下,两块样地的分割时间都减少了40%以上,经过特征选择后精度没有明显降低,因此特征选择可以明显提升分类器的分类效率。

水曲柳样地总体分割效果比樟子松样地好,两样地枝干点的分割效果比叶点好,总体分割精度都超过了0.88。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] DISNEY M I, BONI V M, BURT A, *et al.* Weighing trees with lasers: advances, challenges and opportunities[J]. *Interface Focus*, 2018, 8(2), 20170048.
- [3] 孙圆, 林秀云, 熊金鑫, 等. 基于地面激光强度校正数据的单木枝叶分离[J]. *中国激光*, 2021, 48(1): 56-66.
SUN Y, LIN X Y, XIONG J X, *et al.* Separation of single tree branches and leaves based on ground laser intensity correction data[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(1): 56-66. (in Chinese)
- [4] 夏明鹏, 官凤英, 范少辉, 等. TLS技术在森林资源调查中的应用现状与展望[J]. *西北林学院学报*, 2018, 33(3): 238-244.
XIA M P, GUAN F Y, FAN S H, *et al.* Application status and prospect of TLS in forest resources inventory[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2018, 33(3): 238-244. (in Chinese)
- [5] WANG D. Unsupervised semantic and instance segmentation of forest point clouds[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry*

- and Remote Sensing, 2020, 165(C): 86-97.
- [6] YAO T, YANG X Y, ZHAO F, *et al.* Measuring forest structure and biomass in New England forest stands using echidna ground-based lidar[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 115(11): 2965-2974.
- [7] BÉLAND M, BALDOCCHI D D, WIDLOWSKI J L, *et al.* On seeing the wood from the leaves and the role of voxel size in determining leaf area distribution of forests with terrestrial LiDAR[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 184: 82-97.
- [8] DANSON F M, GAULTON R, ARMITAGE R P, *et al.* Developing a dual-wavelength full-waveform terrestrial laser scanner to characterize forest canopy structure[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2014, 198-199: 7-14.
- [9] DOUGLAS E S, STRAHLER A, MARTEL J, *et al.* DWEL: A Dual-wavelength echidna lidar for ground-based forest scanning [C]//IEEE Geoscience and Remote Sensing Society. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich, 2012: 4998-5001.
- [10] ZHAO X M, SHI S, YANG J, *et al.* Active 3D imaging of vegetation based on multi-wavelength fluorescence LiDAR [J]. Sensors, 2020, 20(3): 935.
- [11] ANTERO K, SANNA K, PAULA L. Effect of incidence angle on laser scanner intensity and surface data[J]. Applied optics, 2008, 47(7): 986-992.
- [12] HÖFLE B, PFEIFER N. Correction of laser scanning intensity data; data and model-driven approaches[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62(6): 415-433.
- [13] VICARI M B, DISNEY M, WILKES P, *et al.* Leaf and wood classification framework for terrestrial LiDAR point clouds[J]. Methods in Ecology and Evolution, 2019, 10(5): 680-694.
- [14] LALONDE J F, VANDAPEL N, HUBER D F, *et al.* Natural terrain classification using three-dimensional Ladar data for ground robot mobility[J]. Journal of Robotic Systems, 2006, 23(10): 839-861.
- [15] 邢涛, 汪献义, 邢艳秋. 基于特征选择的 TLS 蒙古栎人工林点云分类研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2020, 40(3): 1-7.
- XING T, WANG X Y, XING Y Q. Study on TLS point cloud classification of *Quercus mongolica* forest by feature selection [J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2020, 40(3): 1-7. (in Chinese)
- [16] YUN T, AN F, LI W Z, *et al.* A novel approach for retrieving tree leaf area from ground-based LiDAR[J]. Remote Sensing, 2016, 8(11): 942-962.
- [17] SUN J Q, WANG P, GAO Z Y, *et al.* Wood-leaf classification of tree point cloud based on intensity and geometric information[J]. Remote Sensing, 2021, 13(20): 4050.
- [18] 杨玉泽, 林文树. 基于激光点云数据的树木枝叶分割和三维重建[J]. 西北林学院学报, 2020, 35(3): 171-176.
- YANG Y Z, LIN W S. Segmentation and 3D reconstruction of tree branches and leaves based on laser point cloud data[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(3): 171-176. (in Chinese)
- [19] WANG D, BRUNNER J, MA Z Y, *et al.* Separating tree photosynthetic and non-photosynthetic components from point cloud data using dynamic segment merging[J]. Forests, 2018, 9(5): 252.
- [20] 郑宝江, 祝宁, 李永才. 东北林业大学城市林业示范基地自然资源[M]. 哈尔滨: 东北林业大学出版社, 2017: 1-2.
- [21] 岳冲, 刘昌军, 王晓芳. 基于多尺度维度特征和 SVM 的高陡边坡点云数据分类算法研究[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2016, 41(7): 882-888.
- YUE C, LIU C J, WANG X F. Classification algorithm for laser point clouds of high-steep slopes based on multi-scale dimensionality features and SVM[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(7): 882-888. (in Chinese)
- [22] 贺春光, 李璐芳, 高峰, 等. 基于核主成分分析的 GSA-SVM 木材单板缺陷识别研究[J]. 森林工程, 2023, 39(2): 91-99.
- [23] 李占山, 刘兆庚. 基于 XGBoost 的特征选择算法[J]. 通信学报, 2019, 40(10): 101-108.
- LI Z S, LIU Z G. Feature selection algorithm based on XGBoost[J]. Journal on Communications, 2019, 40(10): 101-108. (in Chinese)
- [24] 付立岩, 冯国红, 刘旭铭. 基于多元经验模态分解的可见/近红外光谱识别木材研究[J]. 森林工程, 2023, 39(4): 101-109.
- [25] MATTHEW P, DEVIS T. Estimating uncertainty of point-cloud based single-tree segmentation with ensemble based filtering[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 335.
- [26] 于营, 王春平, 付强, 等. 语义分割评价指标和评价方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(6): 57-69.
- YU Y, WANG C P, FU Q, *et al.* Survey of evaluation metrics and methods for semantic segmentation[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(6): 57-69. (in Chinese)