

基于激光点云的橡胶树参数反演与数字孪生构建

胡云帆¹, 张怀清², 安 锋³, 云 挺^{1,4*}

(1. 南京林业大学 信息科学技术学院, 江苏 南京 210037; 2. 中国林科院 资源信息所, 北京 100091;
3. 中国热带农业科学院 橡胶研究所, 海南儋州热带农业生态系统国家野外科学观测研究站, 海南 海口 571737;
4. 南京林业大学 林学院, 江苏 南京 210037)

摘 要: 基于激光雷达(Light Detection And Ranging, LiDAR)数据重建树体三维模型并精准获取林木空间枝干结构参数对林木性状评价、森林动态经营管理与可视化研究具有重要意义。为此提出一种基于骨架细化提取的树木模型重建方法。首先, 采用 FocusS350/350 PLUS 三维激光扫描仪获取 3 块不同树龄橡胶树的样地数据。然后, 作为细化建模的重点, 将枝干点云从原始树点中分离出来, 再将其过度分割为若干点云簇, 通过相邻点云簇判断是否有分枝以及动态确定骨架点间距, 并将其运用在空间殖民算法以此来生成树的三维骨架点和骨架点连通性链表, 根据连通链表结构自动识别树木中的主枝干和各个一级分枝, 再通过广义圆柱体生成树干完成树木三维重建。最后, 利用数字孪生技术对这 3 块不同树龄样地树木进行三维实景建模, 使其穿越时空在同一空间中重现, 以便更为直观地观察树木在生长过程中的形态变化。该算法得到的橡胶树胸径与实测值比对为, 决定系数(R^2) >0.91 , 均方根误差(root mean square Error, RMSE) <1.00 cm; 主枝干与一级枝干的分枝角为, $R^2 > 0.91$, RMSE <2.93 ; 一级枝干直径为, $R^2 > 0.90$, RMSE <1.41 cm; 将 3 个树龄放在一起计算其生长参数, 并与实测值进行对比, 发现该算法同样适用于异龄林样地的各个生长参数计算。同时发现橡胶树的一级枝条的直径越大, 其相对应的叶团簇体积就越大。运用人工智能的理论模型来处理林木的激光点云数据, 旨在为森林的可视化以及树木骨架结构的智能化分析与处理等研究领域提供有价值的参考。

关键词: 地基激光点云; 点云簇过分割; 空间殖民算法; 树木骨架重建; 林木参数提取; 数字孪生

中图分类号: TP 391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-7461(2024)02-0001-12

Hevea brasiliensis Property Retrieval and Construction of Digital Twin Based on Laser Scanning Data

HU Yun-fan¹, ZHANG Huai-qing², AN Feng³, YUN Ting^{1,4*}

(1. College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China;
2. Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China;
3. Rubber Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences, Hainan Danzhou Agro-ecosystem National Observation and Research Station, Haikou 571737, Hainan, China; 4. College of Forestry, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, Jiangsu, China)

Abstract: Accurate tree skeleton reconstruction and growth parameter retrieval from light detection and ranging (LiDAR) data is an essential prerequisite for forest information investigation and phenotypic characteristic acquirement. This research proposed an approach of tree skeleton modeling based on skeleton refinement extraction using computer graphics techniques. First, FocusS350/350 PLUS 3D laser scanner was

收稿日期: 2023-02-18 修回日期: 2023-06-09

基金项目: 国家自然科学基金(31770591, 32071681); 江苏省自然科学基金面上项目(BK20221337); 江苏省农业自主创新项目(CX(22)3048); 自然资源部国土卫星遥感应用重点实验室开放基金(KLSMNR-G202208)。

第一作者: 胡云帆。研究方向: 林业人工智能。E-mail: 1575494152@qq.com

* 通信作者: 云 挺, 博士, 教授。研究方向: 林业信息化、计算机应用技术。E-mail: yunting@njfu.edu.cn

used to obtain the sample data of three tropical rubber (*Hevea brasiliensis*) sample plots with different tree ages. Then, as the focus of the advanced modeling, the stem point cloud was separated from the original tree points. Next, the tree was over-segmented into several point cloud clusters. The adjacent point cloud clusters were used to determine whether there were branches, and the spacing of skeleton points was dynamically determined, that was then applied to the spatial colonization algorithm to generate the three-dimensional skeleton points and the skeleton point connectivity list of the tree, and the generalized cylinder generated the tree trunk to complete the 3D reconstruction of the tree. Finally, the three-dimensional real-scene modeling of the three samples of different tree ages was carried out to reproduce the trees in the same space through time and space to observe the morphological changes of the trees in the growth process more intuitively. The comparisons between the rubber tree diameter obtained from the algorithm and the measured value were as follows: the coefficient of determination R^2 was greater than 0.91, and the root mean square error (RMSE) was less than 1.00 cm. The branching angle between the main stem and the first-order branch stem was: the coefficient of determination R^2 was greater than 0.91, and the root mean square error RMSE was less than 2.93. The diameter of the first-order branch stem was that the coefficient of determination R^2 was greater than 0.90, and the root mean square error RMSE was less than 1.41 cm; The growth parameters of three different ages were calculated together and compared with their measured values, from which it was found that the algorithm was also applicable to calculating various growth parameters in uneven-aged forest plots. At the same time, it was found that the diameter of the first branch of *H. brasiliensis* was positively correlated with the volume of the corresponding leaf cluster. In this study, the theoretical model of artificial intelligence is applied to the laser point cloud data processing of trees, which can provide a reference for the forest visualization, and intelligent analysis and processing of tree skeleton structure.

Key words: ground-based laser point cloud; point cloud cluster over-segmentation; space colonization algorithm; tree skeleton reconstruction; forest parameter retrieval; digital twin

三维树木空间模型是计算机图形学、计算机视觉和遥感科学等交叉领域的重要研究对象^[1],对于植被生态结构参数的提取和反演具有基础性的作用。通过三维树木空间模型,可以量化地描述树木的生长特征、材积、碳储量,以及森林生态系统的结构和健康状况^[2-3],这些都离不开三维树木空间模型的支持。然而,由于树木空间几何结构的复杂性和多样性,三维树木空间模型的骨架重建仍然是一个极具挑战性的问题。当前主流的林木数字化建模方法大体上可以分为基于图像^[4]和基于激光点云^[5]建模2大类。通过利用这2类建模方法,可以更好地模拟树木的生长规律,并且能够更准确地捕捉到其顶端优势,从而更好地预测其发展趋势。

基于图像的树木枝干重建方法是一种利用消费级相机采集树木枝干二维图像,从中提取特征点信息,然后构建树木枝干实物模型的方法。通常利用数码相机^[6]、深度相机^[7]、光流相机^[8]等多种成像设备,并采用双目^[9]、多目^[10]视觉的技术,通过分析树木的纹理、照度特征以及其他先验知识,如曲率、挠率和几何约束,可以构建出三维的树木枝干模型,或者利用特定树种的植物学形态规律和人工交互编辑技术,实现树木枝干的三维重建^[11]。然而,这种方

法也存在一些局限性,如模型精度较低、图像背景难以控制、视点受到限制等,这就导致需要采集大量的照片,增加了图像建模的复杂度^[12]。

利用计算机图形学、计算机视觉等理论算法,对林木三维点云进行处理分析,是一种激光点云树木重建的常用方法。采用非接触式测量^[13],可以获取高精度、真实感强和多层次细节表达的树木特征,近年来在森林调查与评估领域广泛应用^[14]。常用面向林木激光点云骨架处理的方法有最小生成树算法^[15]和空间殖民算法^[16]。最小生成树算法是通过生成距离最小生成树获得近似的树骨架,然后定义树骨架上分支的拉伸方向,但是这种方法对噪声点很敏感,经常错误地连接相邻的分支点,因此也难以应用到精准的树木骨架重建中。通过使用空间殖民算法,可以通过观察周围的空间来推断未来的发展趋势。然而,这种算法也有缺陷,例如可能会产生偏差,从而使得最终的结果并不精确。师翊等^[17-18]对空间殖民算法进行了改进,模拟了树木向上追逐阳光的的生长特征,加入了60°的生长角度作为限制条件。然而,这种方法仍然存在一些局限性,如无法识别分叉点,在处理次级枝条多且分叉复杂的树木时,会导致人工干预的程度增加,使得骨架提取的难度提高。

本研究使用了一种新的方法来减少人类操作带来的影响。首先通过体素化剖分对点云进行下采样处理,再将枝干点云过度分割成多个点云簇,结合空间殖民算法生成骨架点链路,并拟合成广义圆柱体进行骨架重建。最后使用数字孪生技术,还原真实感较强的现实世界中的橡胶树(*Hevea brasiliensis*)森林环境,以便在橡胶树拓扑结构分析与表型参数反演过程中提供有效支撑^[19]。以海南橡胶树为研究对象,运用计算机图形学方法重建了3片不同树龄的林地,以观察该树种在不同树龄下的生长状况。该研究不仅对橡胶树结构研究和橡胶树物种保护具有重要意义,而且对其他植物的可视化也有借鉴意义。

1 材料与方法

1.1 研究区与样本概况

儋州市中国热带农业科学院橡胶研究所的研究区坐落在海南省的西北边缘,其地理位置为 $19^{\circ}31'50.59''\text{N}$, $109^{\circ}28'52.62''\text{E}$,具体情况可参见图1(a)。

儋州市位于东亚热带地区,气候宜人,全市的气候以热带季风气候为主,其年平均气温为 $22.5\sim 25.6^{\circ}\text{C}$,最冷月为1月,最热月为7月,年日照时数 $1\,780\sim 2\,600\text{ h}$,年降水量 $900\sim 2\,400\text{ mm}$ 。海南岛的气候特点受到地形、季风和热带气旋的影响,呈现

出东西差异、山区与平原差异、干湿季差异等特征^[20]。由于海南岛处于背风面,且靠近北部湾,故气候有利于农业发展,因此海南岛的橡胶树种植不断增加。为探讨不同年份下橡胶树生长的状况,本研究选择了3个不同树龄橡胶树:5 a(1号样地)、10 a(2号样地)和20 a(3号样地)作为试验的典型树龄,如图1(b)所示。

1.2 数据获取

本研究使用了FocusS 350/350 PLUS 三维激光扫描仪,如图1(c)所示,于2021年9月21日对3个橡胶树样地进行了激光扫描。这款高精度的激光扫描仪可以实现350 m的远程勘测,具有976 000点/s的扫描速度,并且其垂直视野可以达到 $10.67^{\circ}\sim -30.67^{\circ}$,垂直角度分辨率可达 1.33° ,可实现 360° 的全方位观察,水平角度分辨率可达到 0.16° ,每秒可以达到10 Hz的频率,可以实现70 m的测量范围。为了获取树木冠层内部结构的完整三维点云数据,克服树叶的遮挡效应和结构复杂性的影响,采用了一种独特的双站扫描法,将激光扫描仪与树冠中心的距离调整到3 m,以确保扫描的精度达到最佳水平,并且按照图1(b)蓝色虚线的指示,在3块橡胶树地块上进行扫描,以获得最高的平均分辨率为0.02 m。

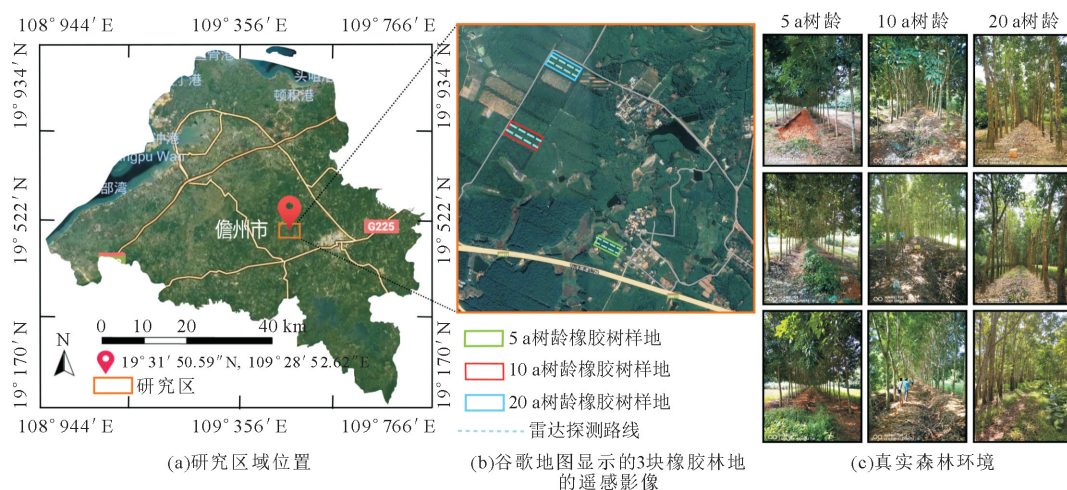


图1 研究区域所处位置与雷达探测路线

Fig. 1 The situation of our study site and the radar detection route

2 试验方法

2.1 单株橡胶树叶木点云分割

由于扫描分辨率的局限性以及树冠层结构的复杂性,并且存在遮挡和交叉的现象,使得从点云中准确重建树木枝干变得极其困难。因此,在进行骨架提取之前,必须先对单株橡胶树进行叶木点云分割,以便更好地实现树木枝干的重建。

运用晶格投影技术和计算机图形学算法^[21]的

方法,对3块样地的橡胶树激光点云数据进行处理。该方法首先通过构建点云邻域基团,并将其旋转投影到3个坐标平面上;再利用重心插值技术,即可获得变换系数,这样就可以有效地解决三维点云排列不规则导致的空间卷积困难的问题;最后将带有枝叶标记的橡胶树点云基团纳入深度学习模型,并利用池化和多层感知技术,便可有效地训练出具有特定参数的模型,从而实现对林木数据的有效分离。

2.2 点云体素化精简

对已经过枝叶分离的原始橡胶树枝干点云 $p_i^{\text{raw}} \in P^{\text{raw}}$ 进行体素化栅格下采样法精简处理,以便加快点云后续处理速度^[22]。点云体素化栅格下采样法的具体步骤如下。

1) 计算点云包围盒的最大范围。根据枝干点云在 X 、 Y 、 Z 3 个坐标轴上的最值,计算包围盒最大范围

$$(L_x, L_y, L_z) = (X_{\max} - X_{\min}, Y_{\max} - Y_{\min}, Z_{\max} - Z_{\min}) \quad (1)$$

式中: (L_x, L_y, L_z) 、 $(X_{\max}, Y_{\max}, Z_{\max})$ 和 $(X_{\min}, Y_{\min}, Z_{\min})$ 分别表示在 X 、 Y 、 Z 方向的最大范围、最大值和最小值。

2) 确定小立方体体素的边长 L 。 L 的大小会影响搜索的效果,太大了速度会降低,太小了会有空白。为了选出合适的边长,一般来说 L 要和点云的局部密度成反比,和附近点的数量成正比。因此边长应该是: $L = \lambda \sqrt[3]{\frac{sL_x L_y L_z}{N}}$, 其中 λ 为比例系数,用来调节每个小体素的边长; s 为缩放因子; N 为小体素中的点云数目。体素化后的点云如图 2(a) 所示。

3) 采用最小二乘平面法,以中心点 p_i^{new} 和其周围的 k_1 个点,同时利用式(2)来确定这些点的法向量,从而得出这些点的边界平面 H

$$H(\vec{n}, d) = \underset{(\vec{n}, d)}{\operatorname{argmin}} \sum_{j=1}^{k_1} \eta(\|\vec{p}_j^{\text{raw}} - p_i^{\text{raw}}\|) (\vec{n} \cdot \vec{p}_j^{\text{raw}} - d)^2 \quad (2)$$

式中: p_i^{raw} 为邻域中心点; p_j^{raw} 为邻域点; η 为高斯

权重,即 $\eta(\|\vec{p}_j^{\text{raw}} - p_i^{\text{raw}}\|) = e^{-\|\vec{p}_j^{\text{raw}} - p_i^{\text{raw}}\|^2 / 2\sigma^2}$; \vec{n} 为平面 H 的单位法向量,即 $\|\vec{n}\|^2 = 1$; d 为平面 H 到坐标点的距离。通过上述步骤便可将三维点云数据的法向量使用最小二乘局部平面的法向量近似表示。通过主成分分析计算最小二乘局部平面 H 的法向量,点 p_j^{raw} 经过其周围的 k_1 个点的质心 \bar{p}_i 。对式(3)分解,计算得出协方差矩阵 M 的 3 个特征值: $0 < \lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$, 对应的 3 个特征向量分别是 \mathbf{v}_0 、 \mathbf{v}_1 、 \mathbf{v}_2 , 则点 \bar{p}_i 的法向量便可使用最小特征向量 \mathbf{v}_0 来近似表示。

$$M = \frac{1}{k_1} \begin{bmatrix} p_0^{\text{raw}} - \bar{p}_i \\ \vdots \\ p_{k_1}^{\text{raw}} - \bar{p}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0^{\text{raw}} - \bar{p}_i \\ \vdots \\ p_{k_1}^{\text{raw}} - \bar{p}_i \end{bmatrix}^T, \bar{p}_i = \frac{1}{k_1} \sum_{j=1}^{k_1} p_j^{\text{raw}} \quad (3)$$

4) 根据法向量和邻域点之间的夹角,判断是否需要调整参数。如果夹角越大,则说明该处的曲率变化较大,通过缩小体素边长并调整小体素边长的比例系数 λ 来减少该处小体素中所容纳的点云数量,从而达到保留特征点的目的。每个小体素中重心点 $p_i \in P$ 计算如式(4)所示。

$$p_i(x, y, z) = \left(\frac{\sum_{j=1}^{k_2} x_j}{k_2}, \frac{\sum_{j=1}^{k_2} y_j}{k_2}, \frac{\sum_{j=1}^{k_2} z_j}{k_2} \right) \quad (4)$$

式中: (x_j, y_j, z_j) 为小体素内点云的三维坐标, $p_i(x, y, z)$ 为对小体素下采样后的重心坐标; k_2 表示体素内点云数量。得到重心坐标后,使用重心替换原体素内所有点,实现点云数据下采样,如图 2(b) 所示。

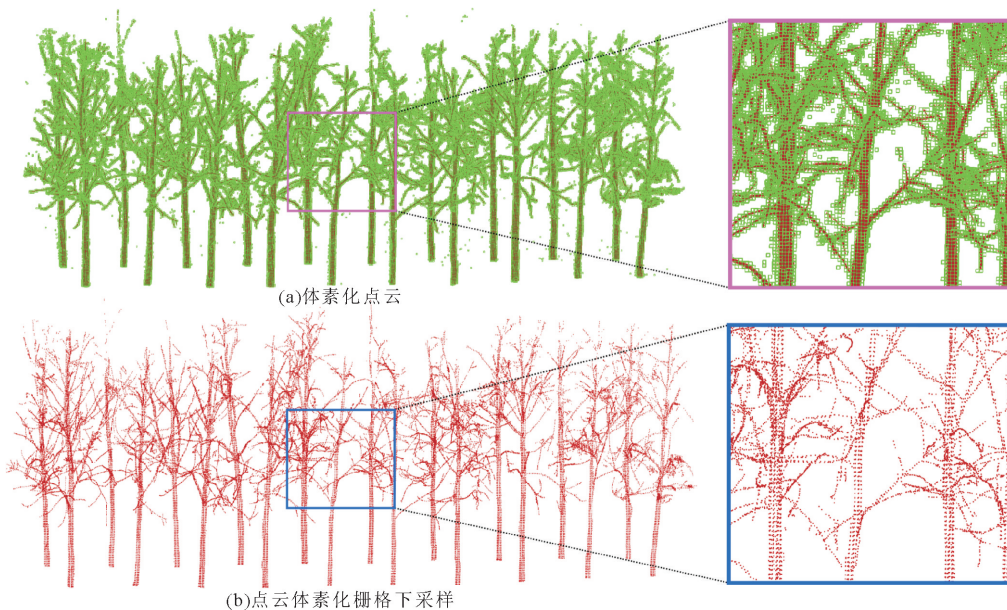


图 2 点云体素化栅格下采样精简化处理

Fig. 2 Point cloud voxelization grid down-sampling simplification processing

2.3 枝干点云过分割

将枝干点云过分割成一些点云簇^[23-25],每个点云簇属于枝干的一个小节段。为使每一段尽量没有弯曲和分叉,根据点云的不相似度对其进行自底向上的层次聚类,即通过将生长轴向不一致度量 τ 和距离度量 ξ 集成在一起的不相似度量来度量两点之间的不相似程度 Dissimilarity,最终求取每个点云簇的重心点作为骨架点。

首先通过拟合其局部邻域内法截面圆,计算每个扫描点与其所有邻域点组成圆的曲率及对应方向^[26]。假设在点 p_i 与它的邻域点 p_j 。根据 2.2 节计算的点云法向量,用 \mathbf{N}_j 表示 p_j 点的法向量,设 $\{p_i, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{N}_j\}$ 是一个正交坐标系,称为 p_i 点的局部坐标 L 。 \mathbf{N}_i 表示 p_i 点的法向量, \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 是正交的单位向量。在 L 中, p_i 、 p_j 和 \mathbf{N}_j 的坐标可以表示为 $p_i(0, 0, 0)$ 、 $p_j(x_j, y_j, z_j)$ 和 $\mathbf{N}_j(n_{x,j}, n_{y,j}, n_{z,j})$ 。在 L 中 $p_j(x_j, y_j, z_j)$ 为 p_j 原始坐标与 p_i 原始坐标相减所得。可以通过一个经过 p_i 点和 p_j 点的法线 \mathbf{N}_i 、 \mathbf{N}_j 得到一个闭合圆,来估计出 p_i 点的法曲率 K^{p_i} 。这些变量的几何关系如图 3(a)所示。法曲率可以用点 p_j 对应的半径来估计。

$$K_j = -\frac{\sin\beta}{|p_i p_j| \sin\alpha} \approx -\frac{n_{xy}}{\sqrt{n_{xy}^2 + n_z^2} \sqrt{x_j^2 + y_j^2}},$$

$$n_{xy} = \frac{x_j n_{x,j} + y_j n_{y,j}}{\sqrt{x_j^2 + y_j^2}} \quad (5)$$

式中: $n_z = n_{z,j}$; α 为向量 $-\mathbf{N}_i$ 与 $\mathbf{p}_i \mathbf{p}_j$ 的夹角; β 为向量 \mathbf{N}_i 与 \mathbf{N}_j 的夹角。使用该方法依次对 p_i 的每个邻域点 $\{p_j\}_{j=1}^{k_1}$ 进行计算,得到属于 p_i 的 k_1 个曲率 $K^{p_i} = \{K^{p_j}\}_{j=1}^{k_1}$,并记录每个邻域点的法方向 $\mathbf{N}^{p_i} = \{\mathbf{N}_j\}_{j=1}^{k_1}$ 。

扫描点 p_i 和邻域点中某一点 p_v 间的生长轴向不一致 τ 表示这 2 点所在支路的弯曲程度: $\tau(p_i, p_v) = 1.0 - |\mathbf{A}_{p_i} \cdot \mathbf{A}_{p_v}|$,其中 τ 的范围为 $[0, 1]$ 。2 点的生长轴越一致, τ 值越接近于 0。当两轴方向相互垂直时,树枝弯曲度最大(假设树枝没有大于 90° 的弯曲),取 τ 为最大值 1。 \mathbf{A}_{p_i} 表示生长轴在 p_i 处的单位化方向,即计算该点与其所有邻域点组成的局部邻域法截面圆的法曲率,选择其中最小法曲率的邻域点所对应的单位化法向量作为 \mathbf{A}_{p_i} ,具体计算过程为:对于点 p_i (图 3(b)蓝色点),首先确定其邻域点(图 3(b)绿色点),拟合 p_i 与邻域点的局部邻域法截面圆(图 3(c)虚线圆),选择曲率最小的法截面圆所对应的邻域点(图 3(d)红色点),以该点的法向量(图 3(e)红色箭头)作为点 p_i 的生长轴方向 \mathbf{A}_{p_i} (图 3(e)蓝色箭头)。 \mathbf{A}_{p_i} 的计算公式如式(6)所示:

$$\mathbf{A}_{p_i} = \mathbf{N}^{p_i}(\nu) = \operatorname{argmin}_j K^{p_i} \quad (6)$$

式中: ν 为点 p_i 所有邻域点最小曲率的编号,选择该编号点对应的法方向 $\mathbf{N}^{p_i}(\nu)$ 作为 p_i 的生长轴方向 \mathbf{A}_{p_i} 。

利用距离度量 ξ 来保证所生成的点云簇在空间上是紧密的。2 点 p_i 和 p_v 之间的距离度量如式(7)所示。

$$\xi(p_i, p_v) = \begin{cases} \frac{1}{S} \min(D_{p_i, p_v}^{Ed}, D_{p_i, p_v}^{Ad}) & \text{if } r_{p_i, p_v} > R_t \\ \frac{1}{S} D_{p_i, p_v}^{Ed} & \text{if } r_{p_i, p_v} \leq R_t \end{cases} \quad (7)$$

式中: D_{p_i, p_v}^{Ed} 表示 p_i 和 p_v 之间的欧氏距离; D_{p_i, p_v}^{Ad} 表示 p_i 和 p_v 之间沿生长轴 \mathbf{A}_{p_i} 方向的距离; S 是点云簇的期望尺寸,可由整棵树要被分成簇的个数 N 、枝干点云的数目 n 和枝干点云平均点间距 d 确定,即 $S^2 = nd^2/N$; r_{p_i, p_v} 是这 2 点的平均枝干曲率

半径,即 $r_{p_i, p_v} = \frac{(r_{p_i} + r_{p_v})}{2} = \left(\frac{1}{K_{\max}^{p_i}} + \frac{1}{K_{\max}^{p_v}}\right) \times \frac{1}{2}$,其

中 $K_{\max}^{p_i}$ 、 $K_{\max}^{p_v}$ 分别是点 p_i 、 p_v 处的最大曲率; R_t 是区分粗枝和细枝的指定半径阈值,本研究取 0.2 m。

由于树中分支的厚度变化很大,用相同的距离尺度来构造所有分支的最终不相似度量是不合适的。因此,增加了一个距离尺度参数 β ,以确保在相同的期望尺寸下,既考虑了粗枝段的点云簇形状,又考虑了细枝段的轴向一致性。此外,为了避免由于树根的发散生长而导致的生长轴向不一致度量的计算误差,在生长轴向不一致度量上增加了一个二元变量 α 。最终的不相似度量如式(8)所示。

$$D_{\text{dissimilarity}}(p_i, p_v) = \alpha \cdot \tau(p_i, p_v) + \beta \cdot \xi(p_i, p_v) \quad (8)$$

由于发散根只能存在于树底,取树干最低点树高的 5% 作为树底,当前点到最低点的距离小于树高的 5% 时,二元变量 α 为 0,否则 α 为 1。 β 的计算

为: $\beta = 0.2 \cdot \frac{z_{p_i}}{H} + 0.3$,其中 z_{p_i} 为 p_i 的高度; H 为树高。使用全局能量优化方法^[27]对枝干点进行分层聚类。首先将每个原始点视为一个聚类,构造其 k 近邻连接图;然后将 2 个不相似度最小的类依次合并,直到簇的平均大小达到预设的期望 S ;重复上述操作遍历完整棵树的所有点云。最后求取每个点云簇的重心 $s_i' \in S'$ 作为骨架参考点,为空间殖民算法生成骨架点提供参考,以便能自动识别分叉以及动态提供新骨架点步长。图 3(f)为枝干点云簇过分割示例图。

2.4 骨架点提取空间殖民算法

利用上述步骤得到的点云簇,求取每个点云簇的重心点作为骨架参考点,每个骨架参考点都对应着一个最终形成的骨架点,通过计算相邻骨架参考

点的数目判断是否有分叉现象出现,同时根据相邻骨架参考点的间距,动态设置新生成骨架点的步长。并利用“栈”对每个骨架点进行存储和读取。本文改进后的空间殖民算法具体实现步骤为:

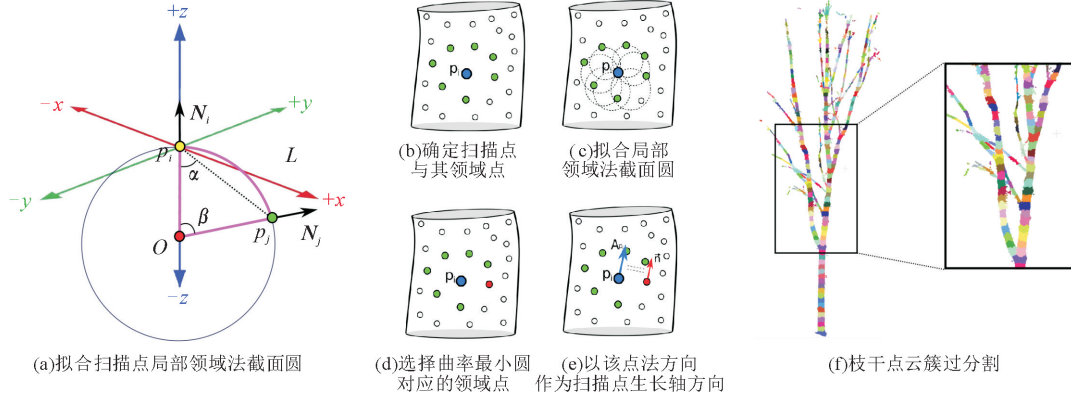


图3 枝干点云过分割原理

Fig. 3 A schematic diagrams of branch point clouds' over-segmentation

1) 预处理。如图 4(a) 所示,输入最低 z 坐标骨架参考点 s'_{\min_z} 作为初始骨架点,并将其入栈 s_{tack} $[t_{\text{op}}+1]=s'_{\min_z}$ (t_{op} 为栈顶,初始时为 -1)。该栈存储的是待处理骨架点。

2) 从栈中取出骨架点 $s_i = s_{\text{tack}}[t_{\text{op}}-1]$, $s_i \in S$ (S 表示骨架点的集合),在该骨架点对应的点云簇内,设定删除阈值 R_d ,将以骨架点 s_i 为球心、 R_d 为半径的待搜索点 s_j^d 存入集合 $D(s)$,删除集合 $D(s)$ 内所有与 s_i 距离小于删除阈值的点,即 $\|s_i - s_j^d\| < R_d$ 。如图 4(b) 所示,蓝色圆圈内为将要删除的点。

3) 设定阈值 R_f ,将以球心为 s_i 、半径为 R_f 的球体内的所有待搜索点 s_j^f 存入集合 $F(s)$ 中。若 $F(s)$ 不为空,重新执行步骤 4),否则执行步骤 2)。

4) 对骨架的生长方向进行估算。在图 4(c) 中,可以看到每个骨架点都与一些可能影响其生长方向的待搜索点相连。可以计算出这些连接线的方向向量 e_i ,并使用图 4(d) 中的黑色箭头来表示。最后通过求和这些方向向量 E 并进行归一化得到 \bar{E} 来作为骨架的生长方向,使用图 4(e) 中的红色箭头来表示其生长方向。如式(9)所示。

$$E = \sum_{i=1}^n \frac{e_i}{\|e_i\|}, \bar{E} = \frac{E}{\|E\|} \quad (9)$$

5) 通过观察 n 和其相关方向向量 e_i 之间的夹角来判断其方向是否一致。当二者的夹角超过 60° 时,就表示 e_i 与骨架生长方向不一致,应当移除待搜索点,并对其生长方向进行重新评估,以 n 为中心,形成 60° 的圆锥体,如图 4(f)、图 4(g) 所示,以确保有效的生长方向。

6) 新骨架点生成。如图 4(h)、图 4(k) 所示,记录相邻骨架参考点的个数、间距 Dist 和方向。若相

邻骨架参考点个数为 0,则执行步骤 7);若为 1,通过式(10)生成新骨架点;若 >1 ,则选择在生长方向为中心的 30° 圆锥体内的方向,以该骨架参考点所在点云簇生成主方向骨架点,存入栈中,其余点云簇对应的骨架参考点则均为分叉位置,并用同样方法生成新的分叉骨架点,依次存入栈中。新骨架点 \bar{s}_i 的位置如式(10)所示。

$$\bar{s}_i = D_{\text{ist}} \times \bar{E} \quad (10)$$

7) 重复步骤 2)—6),直到 $\text{top} = -1$ 且不再增加时,结束此循环过程。

图 4(l) 显示了算法一次迭代后的结果。从图中可以看出,该算法能够生成向上生长的中间主枝干的骨架点,以及分叉处的骨架点。最后将这些骨架点依次从栈中取出,进行下一轮迭代。最终得到了单株橡胶树的全部骨架点集合 S 。

2.5 广义圆柱体绘制

根据在执行空间殖民算法过程中,每次生成的骨架点的进出栈次序,确定这些点之间的连通关系 $\text{line}_j \in \text{Line}$ 中(其中 j 为链路编号), Line 为整棵树全部骨架点的连通链路表,该链表记录的是从根骨架点到每个边缘骨架点的路径骨架点信息。通过 Line 便可提取出树木的主枝干、一级分枝、二级分枝骨架点信息:第一次得到的链路为主枝干链;从主枝干链上延伸的分叉骨架点称为一级分枝骨架点;从主枝干链上的其中一个分枝骨架点开始,沿着分枝方向搜索,直到一个边缘骨架点为止,所形成的骨架点序列为一级分枝链;二级分枝链的提取和一级分枝链原理类似,通过在一级分枝链上的分叉骨架点一直搜索到边缘骨架点组成的链即为二级分枝链。

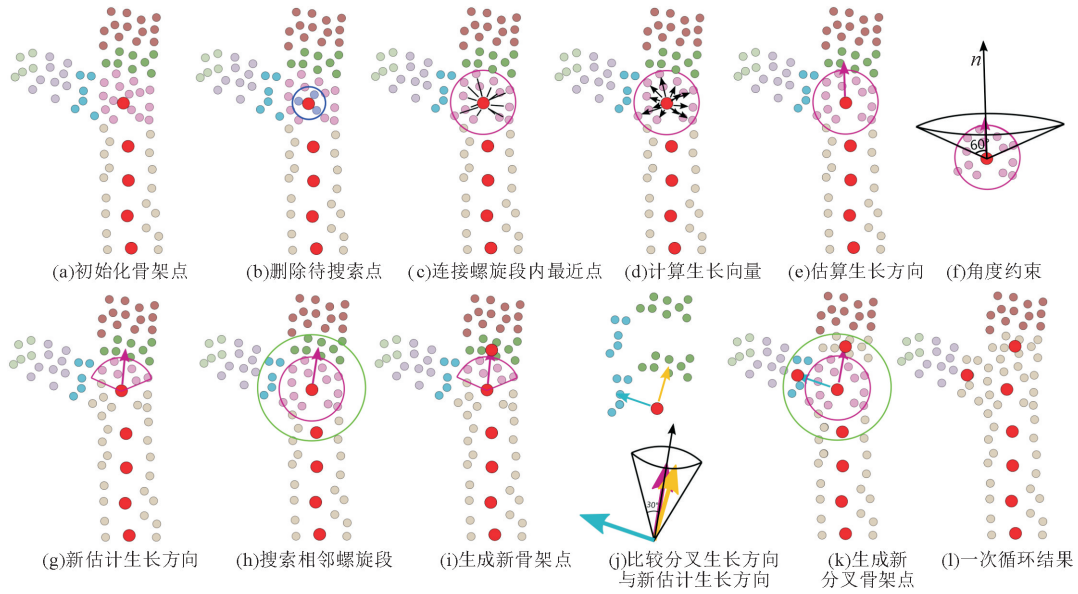


图 4 改进的空间殖民算法提取骨架点过程

Fig. 4 Process diagrams of extracting skeleton points using the improved space colonization algorithm

根据连通链路,使用广义圆柱体^[28]对枝干的几何模型进行重构。为满足树木具有顶端优势的生长特性,在进行广义圆柱体绘制过程中,使用异速生长理论,得到圆柱体的半径,父节点和子节点的半径之间的关系如式(11)所示。

$$R_c = R_p \cdot \left(\frac{l_c}{l_p} \right)^\gamma \quad (11)$$

式中: R_c 表示子节点的半径; R_p 表示父节点的半径; l_c 和 l_p 分别代表子节点和父节点所支持的子树长度; γ 则表示半径系数。当父节点只有1个子节点时 γ 取1.5,当父节点有多个子节点时 γ 取0.4。

首先选取最长的连通链路进行广义圆柱体绘制,并对每个绘制后的点访问位进行标记。待对其他链路进行处理时,若发现访问位被标记,则跳过对该点的绘制。式(12)是广义圆柱体的分枝数学定义。

$$P = At^3 + Bt^2 + Ct + D \quad (12)$$

式中: A, B, C, D 为多项式系数。

一条中心轴线 $P(t)$ 和沿着 $P(t)$ 的封闭轮廓曲线函数集合 $c(r)$ 可以组成一个广义圆柱体

$$P(t) = (x(t), y(t), z(t)), c(r) = (u(r), v(r)) \quad (13)$$

式(13)中使用 (u, v) 作为二维平面中的坐标,由 $\delta(t), n(t), b(t)$ 组成。 $\delta(t)$ 表示在 $P(t)$ 点的切向向量, $n(t)$ 为垂直与 $P(t)$ 的单位法向量,也为主法向量, $b(t) = \delta(t) \times n(t)$ 表示为副法向量,即单位法向量和单位切向量的外积,于是便可得到广义圆柱体的另一种表达式

$$P(t, r) = P(t) + u(r)n(t) + v(r)b(t) \quad (14)$$

这样便可用中心轴线控制着广义圆柱体的形态

随时变化。为了得到不同的曲面,同时沿着曲线对初始化的横截面进行变形,这样同样可以使广义圆柱体产生各种变化。最后根据每段广义圆柱体所属的骨架点种类,对其进行赋色。

2.6 一级枝干对应的叶团簇提取

采用空间分水岭聚类算法,以提取的树木主枝和次枝的扫描点云作为聚类中心,对不同枝干上的叶子点云进行分类,从而实现了对树木叶子点云的层次化分割。然后,利用AlphaShape算法通过构建凸包来近似表示叶团簇的形状,以此来计算树木叶子的空间叶团簇的体积与分布情况。

2.7 数字孪生实景建模

通过提取不同树龄橡胶树的枝干骨架拓扑结构特征,如枝粗与枝干伸展方向,叶片弯曲度、叶长宽、倾角等,设计橡胶树点云的修补与重采样策略,并在基于Python、Unity3D、Web3D、Meshlab等主流框架下开发。同时,可视化橡胶树数字孪生平台将综合考量异源林木遥感数据的输入、轻量级深度学习网络运行方案部署、不同操作系统的通用性与可移植性、人机交互经营与决策功能模块等,以推动森林培育经营在时间跨度下的全面数据集成和多尺度联动感知^[29-30]。

3 结果与分析

3.1 枝叶分离结果

在win10-64位的服务器上,采用英特尔i7-12700 CPU @ 2.80 GHz处理器,以及DDR5-480016G的内存,并利用PyCharm和Matlab软件平台,进行了深度学习网络晶格投影策略的训练和

测试。为了缩短深度学习的运行时间,用 NVIDIA RTX 3060 GPU 加速了服务器的计算能力。在深度学习网络模型中,设置了学习率为 0.000 1,批量大小为 16,迭代次数为 200,总共训练了约 80 h。分别在重叠度(intersection over union, IOU)、分类时间与总体精度(accuracy)3 个参量上阐述深度学习方法与传统机器学习方法性能的优劣。其中 IOU 和 Accuracy 定义如下

$$I_{OU}^l = \frac{\sum_{i=1}^N (\mathcal{O}_i^l == \text{Lable}_i^l)}{\sum_{i=1}^N (\mathcal{O}_i^l == l) + \sum_{i=1}^N (\text{Lable}_i^l == l) - \sum_{i=1}^N (\mathcal{O}_i^l == \text{Lable}_i^l)} \quad (15)$$

$$A_{accuracy} = \frac{1}{2} \frac{\sum_{i=1}^N (\mathcal{O}_i^l == \text{Lable}_i^l)}{\sum_{i=1}^N (\mathcal{O}_i^l == l)} \quad (16)$$

式中: l 表示该点云数据所属的枝叶类别, $l = \{1, 2\}$; \mathcal{O}_i^l 代表算法标记出的类别标签值, $\mathcal{O}_i^l \in \{1, 2\}$; Lable_i^l 代表人工手动标记的真实点云标签值, $\text{Lable}_i^l \in \{1, 2\}$;若左右两边相等逻辑判断符“==”返回数值 1,反之则返回数值 0; N 则代表点云的总数。

表 1 显示了传统机器学习方法与晶格投影深度学习方法的点云枝叶分类检测结果。传统的机器学习技术缺乏特征描述和检测的功能,无法实现对特征的正反向传播,从而限制了其学习表现的能力,仅能达到 79.75% 的分类精度。而晶格投影深度学习方法可以成功地实现对局部特征的提取、对空间点云的卷积以及对不同尺度的特征的融合,从而大幅提升树木的总体分类准确率,达到 90.38%。虽然晶格投影深度学习方法总体精度有所提升,但是训练所花费的时间要比传统机器学习方法多得多。

表 1 传统机器学习与晶格投影深度学习方法的枝叶分类结果

Table 1 Branch and leaf classification results of traditional machine learning and lattice projection deep learning methods

方法	重叠度/IOU(%)		分类时间/h		总体精度(%)
	枝	叶	训练	测试	
传统机器学习方法 ^[30]	60.35	54.86	31.53	0.04	79.75
晶格投影深度学习方法	75.62	65.22	52.47	0.04	90.38

3.2 广义圆柱体拟合、叶团簇归属及各枝干分类结果

单株橡胶树的广义圆柱体拟合结果如图 5(a) 所示。对这些骨架点进行分类,可分为主枝干、一级枝干和二级分枝骨架点,而每段广义圆柱体可用 1 个骨架点表示,因此,根据每个骨架点属于哪一类,对其相对应的广义圆柱体随机赋上相应的颜色,图

5(b) 表示区分主枝干和一级分枝分类图,图 5(c) 表示区分主枝干、一级分枝和二级分枝分类图。通过三维分水岭技术,可以根据树木的主要部分以及一级分支的空间位置,将树木划分为多个叶团簇,每个叶团簇都以一种特定的颜色进行标识,如图 5(d) 所示;并对每个叶团簇的最小凸包也用一种特定的颜色进行标识,如图 5(e) 所示。

3.3 橡胶树林木骨架重建结果

本研究以 3 块不同树龄橡胶树测试样地为研究对象,对各样地内各 20 棵橡胶树进行了树木骨架重建。采用空间殖民算法提取骨架点并建立连通链路,对各段枝干使用可控制中心轴线随时变化的广义圆柱体进行拟合。3 种树龄橡胶树枝叶分离结果如图 6(a) 所示。图 6(b) 显示了 3 块样地的圆柱体拟合结果,为每个广义圆柱体随机赋色,每个圆柱体都对应着不同的颜色。根据连通链路首先提取出树木的主枝干广义圆柱体并将其赋予为黑色,同时根据主枝干上的分叉点找到对应的一级分枝,随机为各个一级分枝广义圆柱体赋予不同的颜色,如图 6(c) 所示。

3.4 树木参数反演结果比较

表 2 分别罗列了 3 个不同树龄橡胶树在宽窄行种植模式下的 2 种测量方法计算值(本研究方法计算值和实地测量计算值),包括胸径、一级枝干与主枝干夹角、一级枝干直径和一级枝干对应的叶团簇体积。为了评估本文方法的有效性,本研究采用指标决定系数 R^2 ,均方根误差(root mean square error, RMSE) 和相对均方根误差(relative root mean square error, rRMSE) 作为比对指标,对比测量值和计算值之间的差异。图 7 展示了二者间的对比结果。

图 7(a) 给出了研究的橡胶树运用本研究方法与实地验证的胸径比较结果: ($R^2 = 0.91$, RMSE = 0.28 cm, rRMSE = 2.16%)、($R^2 = 0.94$, RMSE = 0.52 cm, rRMSE = 2.89%) 和 ($R^2 = 0.91$, RMSE = 1.00 cm, rRMSE = 4.38%)。可以看出随着树龄的增加,橡胶树的枝干也愈发变粗。图 7(b) 显示了一级枝干与主枝干夹角实测值与计算值的对比结果,可以知道 5 a 树龄的橡胶树具有比其他 2 种更小的分枝角,对比结果为 ($R^2 = 0.91$, RMSE = 2.19°, rRMSE = 6.06%); 10 a 树龄的分枝角分布得较为适中且集中,结果为 ($R^2 = 0.94$, RMSE = 1.35°, rRMSE = 2.72%); 而 20 a 树龄的分枝角就显得杂乱,虽大部分集中在角度较大的区域,但仍有很多分散在分枝角小的区域,反演结果为 ($R^2 = 0.924 7$, RMSE = 2.925 9°, rRMSE = 5.92%)。

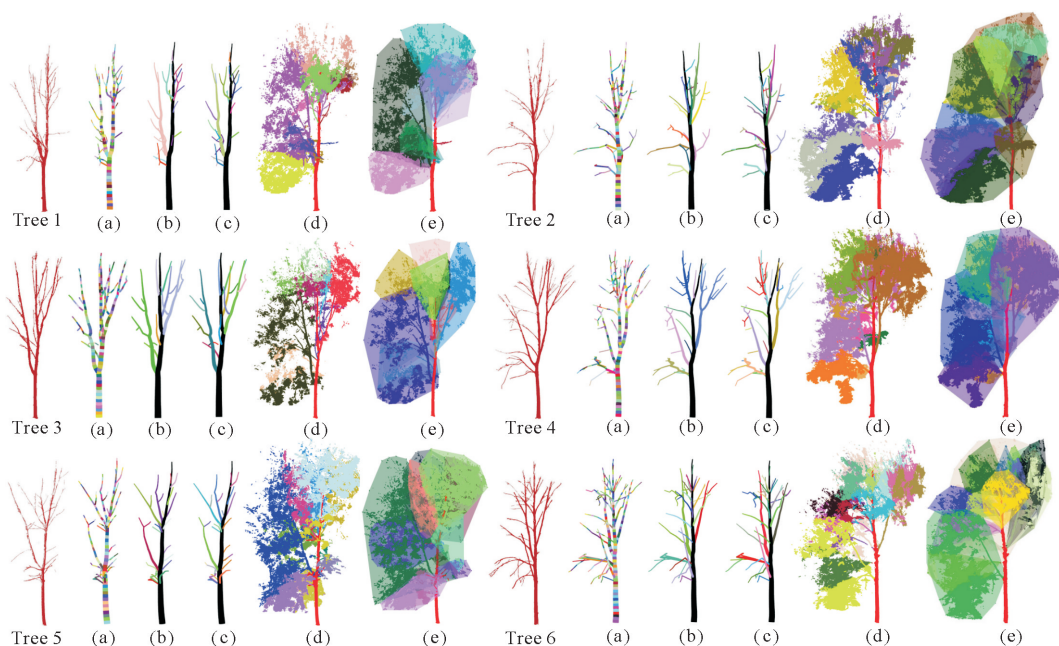


图 5 Tree 为原始点云,(a)为圆柱体分段拟合图,(b)为主枝干和一级分枝分类图,(c)为主枝干、一级分枝和二级分枝分类图,(d)为使用三维分水岭算法分割出不同枝干对应的叶团簇,(e)为使用最小凸包算法对每个叶团簇进行形状近似

Fig. 5 Tree is the original point cloud, (a) is the cylinder piecewise fitting map, (b) is the main branch and first-order branch classification map, (c) is the main branch, first-order branch and second-order branch classification, (d) is for the use of three-dimensional watershed algorithm to segment leaf clusters corresponding to different branches, (e) : shape approximation is performed for each leaf cluster using the minimum convex hull algorithm

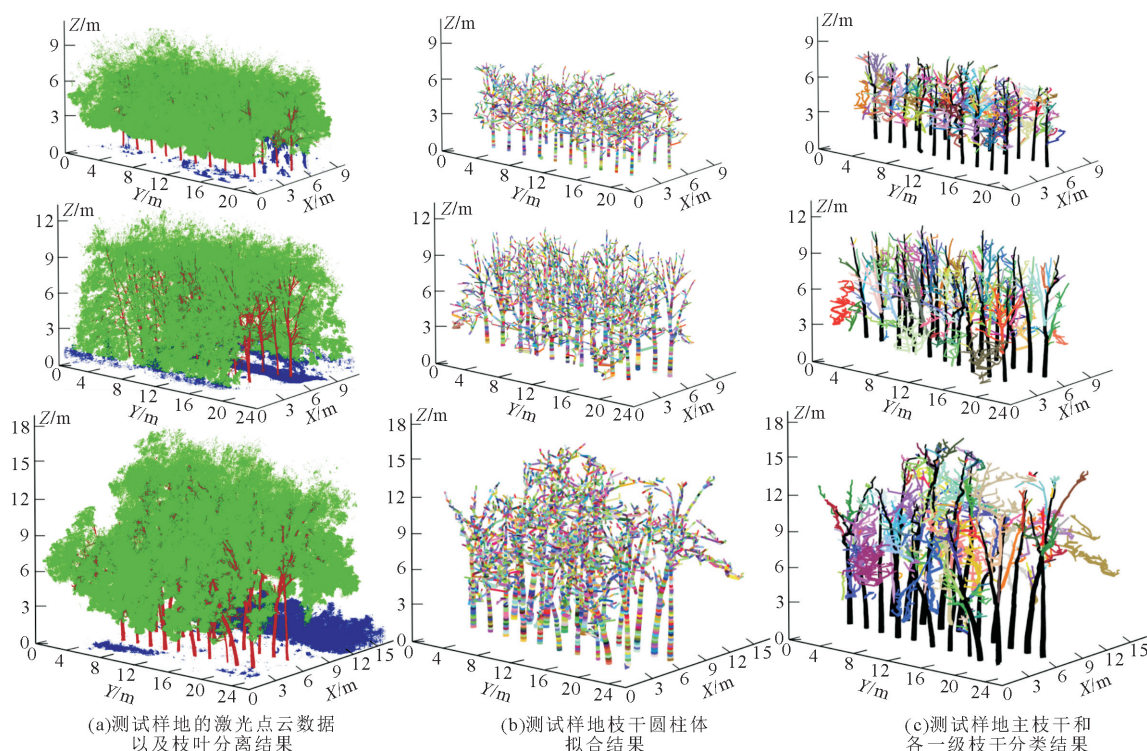


图 6 3 块橡胶林测试样地树木骨架重建结果

Fig. 6 Results of tree skeleton reconstruction in three rubber forest test plots

图 7(c) 显示的是一级枝干直径值与计算值的对比结果: $R^2 = 0.90$, $RMSE = 0.56$ cm, $rRMSE = 7.15\%$, $R^2 = 0.91$, $RMSE = 1.09$ cm, $rRMSE = 8.81\%$ 和 $R^2 = 0.91$, $RMSE = 1.41$ cm, $rRMSE =$

9.93%, 可以看出, 随着树龄的增大, 一级分枝直径也随着增大且更加散乱。根据图 7(d), 20 a 的橡胶树的一级枝干的直径与其叶团簇的体积之间存在着显著的正向关系, 这表明植物的生长速度越快, 其一

级枝干就越粗壮,由于其分枝夹角很大,这给叶片提供了更多的生长空间。10 a 树龄分枝角度范围小,因此叶团簇的大小相对中等且分布均匀。而 5 a 的树木由于分枝过于幼嫩,导致一级枝干上的叶子体积比其他树龄的树木要小得多。随着一级枝干的增粗叶团簇的体积也会相应增加,这种正比关系表明,

枝干的粗度越大,叶团簇的体积就越大。

对比结果表明,每个生长参数的总体树龄 R^2 均比单个树龄 R^2 高,只有 5 a 树龄的一级枝干长度 R^2 和总体树龄的持平,而总体树龄的(RMSE, rRMSE)往往介于 5、10、20 a 树龄之间,因此本研究的方法同样适用于异龄林树木的各个生长参数计算。

表 2 本文的方法与实地测量得到的树木参数对比

Table 2 Tree property retrieval using our method versus field measurements

指标	林地 1(5 a 树龄)		林地 2(10 a 树龄)		林地 3(20 a 树龄)	
	本研究方法	实地测量值	本研究方法	实地测量值	本研究方法	实地测量值
胸径/cm	13.05±0.97	13.01±0.93	18.08±2.29	17.90±2.08	23.68±3.71	22.94±3.37
一级枝干与主枝干夹角/(°)	35.76±7.48	36.17±7.49	49.72±5.89	49.76±5.45	49.53±11.51	49.42±10.80
一级枝干直径/cm	8.02±1.96	7.84±1.83	12.02±3.79	12.34±3.76	14.90±5.24	14.25±4.70
一级枝干对应的叶团簇体积/ m^3	23.27±7.90	38.89±15.22	46.35±22.13			

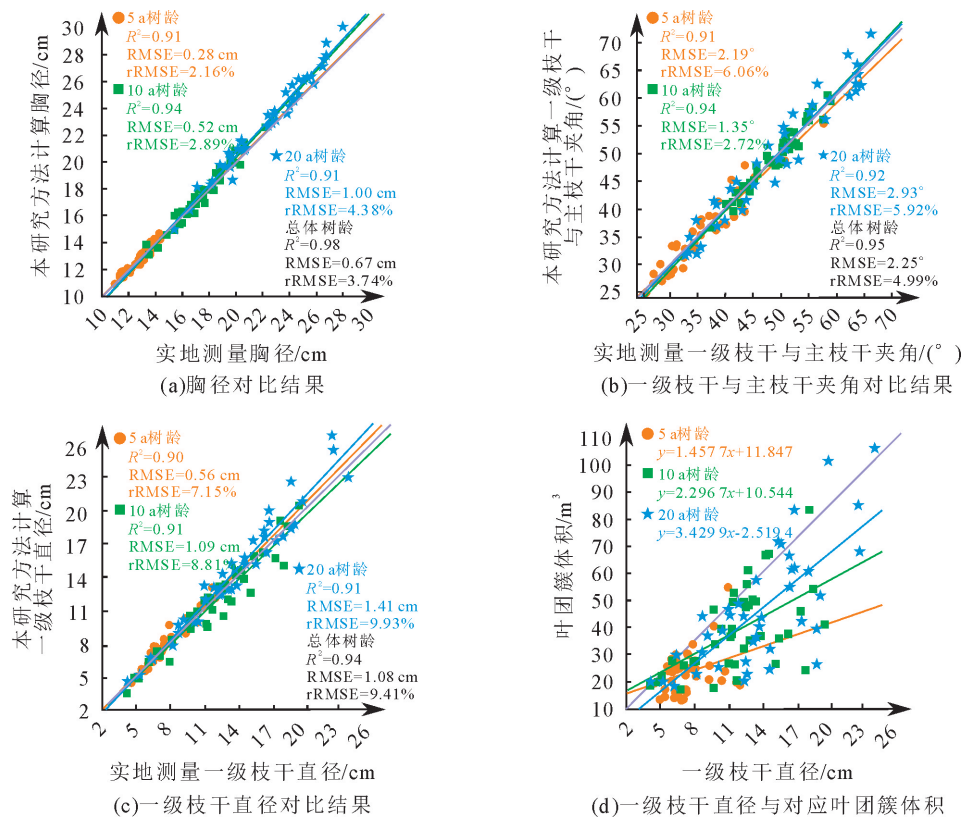


图 7 本研究方法与实际测量结果的比对分析

Fig. 7 Comparison and analysis of our method and the field measurements

3.5 数字孪生实景建模

通过将 5、10、20 a 共 30 棵橡胶树放在一个场景中绘制,实现宽窄行栽培模式下的橡胶树在时空维度下的数字孪生模型构建与数字孪生的虚实双向映射,呈现林木在全生命周期下的生长发育过程。数字孪生实景建模结果如图 8 所示。

4 结论

在总结了国内外关于树木骨架重建的研究方法的基础上,分析了树木建模和林分参数反演的相关研

究现状和存在的问题,进而明确了本文的主要研究内容与方向:采用结合激光点云、深度学习网络和计算机图形学的多学科方法,开展不同树龄橡胶树骨架形态的重构建模。首先采用地面激光雷达将 3 种树龄的橡胶树扫描成点云数据,并通过点云簇过分割与空间殖民算法提取骨架点和确定连通链路,根据链路通过广义圆柱体生成树干完成树木三维重建。最后依照点云数据对树木进行实景复刻,能够较为直观地观察树木在生长过程中的形态变化。结果表明,本研究的建模结果与原始树木形态有较高的一致性。

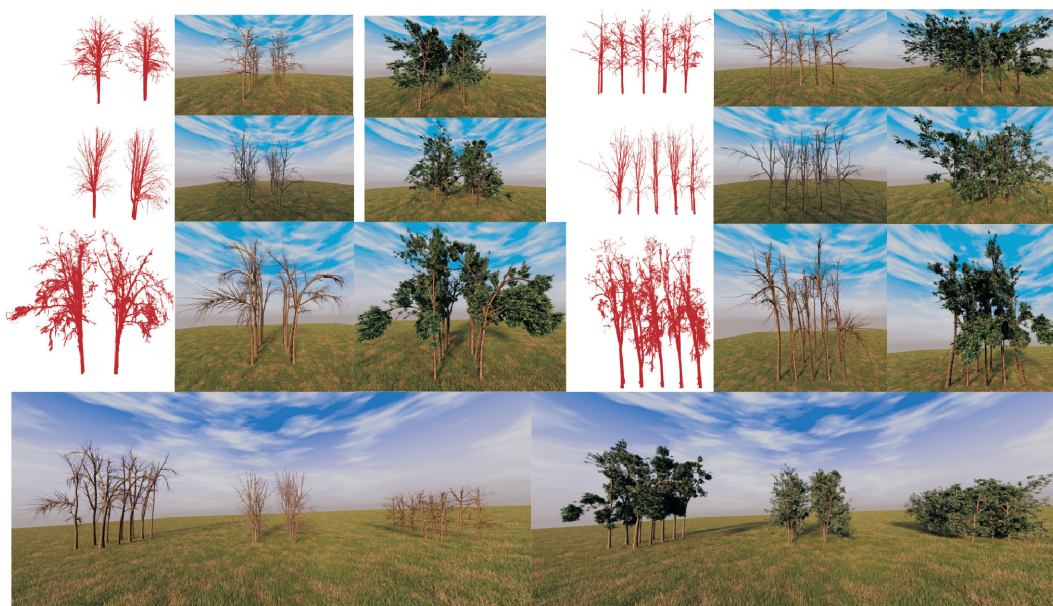


图8 3块橡胶树样地实景建模结果

Fig. 8 The realistic modeling of *H. brasiliensis* plots

提出的点云簇过分割和空间殖民算法相结合,能更为符合树木形态的提取树木骨架点,并克服空间殖民算法不能识别分枝的缺点,并动态设置骨架点步长,使成的骨架点更能符合树木实际生长形态,适用于对不同树龄的橡胶树进行参数反演。未来将开展对树木叶子的建模以及实现更为智能化树木三维实景建模。

参考文献:

- [1] 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. (in Chinese)
- [2] 李丹,庞勇,岳彩荣,等.基于TLS数据的单木胸径和树高提取研究[J].北京林业大学学报,2012,34(4):79-86.
LI D,PANG Y,YUE C R,*et al.* Extraction of individual tree DBH and height based on terrestrial laser scanner data[J]. Journal of Beijing Forestry University,2012,34(4):79-86. (in Chinese)
- [3] 杨杰,温小荣,汪求来,等.基于几何特征枝干点云骨架提取最短路经算法[J].西北林学院学报,2022,37(6):129-137.
YANG J,WEN X R,WANG Q L,*et al.* Shortest path extraction algorithm of tree branch point cloud skeleton based on geometric characteristics[J]. Journal of Northwest Forestry University,2022,37(6):129-137. (in Chinese)
- [4] 梁玉亮.基于图像的树木三维建模与树木参数提取[D].哈尔滨:东北林业大学,2019.
- [5] 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)
- [6] BAYATI H,NAJAFI A,VAHIDI J,*et al.* 3D reconstruction of uneven-aged forest in single tree scale using digital camera and SfM-MVS technique[J]. Scandinavian Journal of Forest Research,2021,36(2/3).
- [7] IZADI S,KIM D,HILLIGES O,*et al.* Kinectfusion: real-time 3d reconstruction and interaction using a moving depth camera [C]//Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology. 2011:559-568.
- [8] DISKIN Y,ASARI V K. Dense 3D point-cloud model using optical flow for a monocular reconstruction system[C]//IEEE Applied imagery pattern recognition workshop (AIPR). IEEE, 2013:1-6.
- [9] CHIN-HUNG T,YUNG-SHENG C. Image-based tree modeling from a few images with very narrow viewing range[J]. The Visual Computer,2009,25(4).
- [10] BORIS N,THOMAS F,OLIVER D. Approximate image-based tree-modeling using particle flows[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG),2007,26(3):88.
- [11] YUAN Q,HUAI Y. Immersive sketch-based tree modeling in virtual reality[J]. Computers & Graphics, 2021, 94: 132-143.
- [12] 丁竹娴,周立军,樊江川,等.基于深度学习与激光点云的橡胶林枝干重建及参数反演[J].农业工程学报,2022,38(8):187-199.
DING Z X,ZHOU L J,FAN J C,*et al.* Rubber tree branch modeling and property retrieval based on laser scanning data and deep learning technique[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2022,38(8):187-199. (in Chinese)
- [13] LI X D,ZHAO H J,LIU Y,*et al.* Laser scanning based three dimensional measurement of vegetation canopy structure[J].

- Optics and Lasers in Engineering, 2014, 54.
- [14] 魏金龙, 李明阳, 赵邑晨, 等. 基于稀疏型机载激光雷达数据的风景林参数估测[J]. 西北林学院学报, 2021, 36(2): 164-171.
- WEI J L, LI M Y, ZHAO Y C, *et al.* Estimation of the parameters of scenic forests using sparse airborne LiDAR data [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2021, 36(2): 164-171. (in Chinese)
- [15] WANG Z, ZHANG L, FANG T, *et al.* A structure-aware global optimization method for reconstructing 3-D tree models from terrestrial laser scanning data[J]. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(9): 5653-5669.
- [16] RUNIONS A, LANE B, PRUSINKIEWICZ P. Modeling trees with a space colonization algorithm[C]//Natural Phenomena. 2007.
- [17] 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]. 杨陵: 西北农林科技大学, 2019.
- [18] 师翊, 何鹏, 胡少军, 等. 基于角度约束空间殖民算法的树点云几何结构重建方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 207-216.
- SHI Y, HE P, HU S J, *et al.* Reconstruction method of tree geometric structures from point clouds based on angle-constrained space colonization algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 207-216. (in Chinese)
- [19] 王崑, 李康康, 洪海洋, 等. 基于可视化技术的景观信息模型构建与应用研究[J]. 西北林学院学报, 2017, 32(4): 209-216.
- WANG K, LI K K, HONG H Y, *et al.* Construction and application of landscape models based on visualization[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2017, 32(4): 209-216. (in Chinese)
- [20] 陈宗铸, 陈毅青, 陈小花, 等. 基于不同预测变量的橡胶树地上生物量模型[J]. 西北林学院学报, 2020, 35(4): 45-50.
- CHEN Z Z, CHEN Y Q, CHEN X H, *et al.* Establishment of aboveground biomass models based on different predictors for *Hevea brasiliensis* [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2020, 35(4): 45-50. (in Chinese)
- [21] 徐风, 张博, 袁星月, 等. 一种深度学习网络的树木点云骨架重建方法[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(18): 7952-7964.
- XU F, ZHANG B, YUAN X Y, *et al.* A novel deep learning network for tree skeleton reconstruction from scanned points [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(18): 7952-7964. (in Chinese)
- [22] 袁华, 庞建铨, 莫建文. 基于体素化网格下采样的点云简化算法研究[J]. 电视技术, 2015, 39(17): 43-47.
- YUAN H, PANG J K, MO J W. Research on simplification algorithm of point cloud based on voxel grid[J]. Video Engineering, 2015, 39(17): 43-47. (in Chinese)
- [23] 赵永辉, 刘雪妍, 吕勇, 等. 基于激光点云数据的单木骨架三维重构[J]. 森林工程, 2024, 40(1): 128-134.
- [24] LI J, WU H, XIAO Z, *et al.* 3D modeling of laser-scanned trees based on skeleton refined extraction[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 112.
- [25] 丁志文, 邢艳秋, 尹伯卿, 等. 融合无人机和地基激光雷达点云数据估测单木结构参数[J]. 森林工程, 2024, 40(1): 142-151.
- [26] 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).
- [27] LIN Y, WANG C, ZHAI D, *et al.* Toward better boundary preserved supervoxel segmentation for 3D point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 143: 39-47.
- [28] BLOOMENTHAL J. Modeling the mighty maple[J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1985, 19(3).
- [29] QI M, HAN Y H, HOU X, *et al.* Real time modeling and rendering of 3D tree[J]. Advanced Materials Research, 2013, 2224(664-664).
- [30] YUN T, AN F, LI W, *et al.* A novel approach for retrieving tree leaf area from ground-based LiDAR[J]. Remote Sensing, 2016, 8(11): 942-962.