

基于 TLS 点云骨架提取的杨树苗木干旱表型特征分析

张慧春^{1,2} 周丽雯¹ 边黎明^{3,4}

(1. 南京林业大学机械工程学院, 南京 210037;

2. 南京林业大学林业资源高效加工利用协同创新中心, 南京 210037;

3. 南京林业大学林草学院, 南京 210037; 4. 南京林业大学南方现代林业协同创新中心, 南京 210037)

摘要: 植物干旱胁迫监测的关键在于如何精确定位和识别目标,为此,高效的植物表型提取系统成为必要配备。三维点云信息因其能提供高精度的三维描述,成为这一系统中重要的数据支撑,为植物在干旱环境中的长势监测提供了坚实的技术基础。本文采用地基激光雷达技术采集杨树苗木三维点云数据,并提出了一种结合预分割的 L1 中值骨架提取算法,实现精细表型提取与干旱特征分析。首先,通过高程分析、半径滤波和颜色指数滤波对原始点云进行去噪预处理;其次,利用改进的 DBSCAN 算法实现群体点云单木分割,并结合基于贪婪算法的八叉树进行全局搜索以优化分割精度;最终,利用 KNN 算法与 MRF 算法对单株点云进行预分割,提升点云数据的空间一致性,降低 L1 中值算法的计算复杂度,通过得到的骨架点云计算杨树苗木的表型特征。提出引入冠长率和高径比 2 个新的指标,以揭示杨树苗木在干旱胁迫下通过优化资源分配和减少水分消耗的适应机制。其中,冠长率在 CK 组和 DT 组的抗旱性评价中灰色关联度均排名第 1,相关系数为 -0.85 ,表明其对水分供应高度敏感,能够全面反映植物的资源利用效率和抗旱能力,是评估杨树苗木干旱适应性的核心指标。通过结合三维点云技术与精细表型分析,为杨树苗木早期干旱胁迫的高效精准监测提供了技术支持,对确定干旱表型指标、优化抗旱性评价体系具有重要意义。

关键词: 杨树; 地面激光扫描; 干旱胁迫; 点云骨架; 表型特征; 干旱响应指标

中图分类号: TP391.1; S126

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0188-10

OSID:



Analysis of Drought Phenotypic Characteristics of Poplar Seedlings Based on TLS Point Cloud Skeleton Extraction

ZHANG Huichun^{1,2} ZHOU Liwen¹ BIAN Liming^{3,4}

(1. School of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

2. Collaborative Innovation Center for Efficient Processing and Utilization of Forestry Resources,

Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

3. College of Forestry and Grassland, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China

4. Co-Innovation Center for Sustainable Forestry in Southern China, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: The key to monitoring plant drought stress lies in how to accurately locate and identify targets, and for this reason, an efficient plant phenotype extraction system has become a necessity. Because of its ability to provide high-precision 3D description, 3D point cloud information has become an important data support in this system, which provides a solid technical foundation for the monitoring of plant growth in arid environments. Ground-based LiDAR technology was used to collect the three-dimensional point cloud data of poplar seedlings, and an L1 median skeleton extraction algorithm combined with pre-segmentation was proposed to realize fine phenotype extraction and drought feature analysis. Firstly, the original point cloud was denoised and preprocessed by elevation analysis, radius filtering and color index filtering. Secondly, the improved DBSCAN algorithm was used to realize the single-tree segmentation of the group point cloud, and the octree based on the greedy algorithm was combined with the global search to optimize the segmentation accuracy. Finally, the KNN algorithm and MRF algorithm were used to pre-segment the point cloud of a single plant, so as to improve the spatial consistency of the point cloud data,

收稿日期: 2024-11-10 修回日期: 2025-01-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2023YFE0123600)、国家自然科学基金项目(32171790、32171818)、江苏省农业科技自主创新资金项目(CX(23)3126)和江苏省 333 高层次人才培养工程项目

作者简介: 张慧春(1978—),女,教授,博士生导师,主要从事农林信息技术与装备研究,E-mail: njzhanghc@hotmail.com

reduce the computational complexity of the L1 median algorithm, and calculate the phenotypic characteristics of poplar seedlings through the obtained skeleton point cloud. Two new indexes were introduced to reveal the adaptation mechanism of poplar seedlings under drought stress by optimizing resource allocation and reducing water consumption. Among them, the crown length rate ranked first in the gray correlation degree of drought resistance evaluation in the CK group and DT group, with a correlation coefficient of -0.85 , indicating that it was highly sensitive to water supply and could fully reflect the resource use efficiency and drought resistance of plants, which was the core index to evaluate the drought adaptability of poplar seedlings. By combining three-dimensional point cloud technology and fine phenotypic analysis, the research can provide technical support for efficient and accurate monitoring of early drought stress in poplar seedlings, which was of significance for determining drought phenotypic indicators and optimizing the drought resistance evaluation system.

Key words: poplar; terrestrial laser scanning; drought stress; point cloud skeleton; phenotypic characteristics; drought response indicators

0 引言

杨树作为全球种植面积最大、木材产量最高的三大速生树种之一,广泛用于生态防护林、农田防护林、速生丰产用材林、工业用材林和纸浆林,具有重要的经济和生态价值^[1]。在全球气候变暖背景下,干旱事件更加频繁、持续时间更长、强度更高^[2],水分是影响树木生长最大的限制性因子^[3],因此干旱对杨树的生长和发育构成了严峻挑战。为应对这一挑战,越来越多的研究通过表型组学和精细表型分析研究植物在干旱条件下的表现^[4],精细表型全面描述植物表型性状的微小变化^[5-6],为干旱胁迫下植物生长反应的动态监测和敏感性评价提供了重要手段,不仅可以准确监测植物的生长状况和健康水平^[7],还能够通过分析植物对干旱胁迫的复杂响应机制,为抗旱树种的选择和改良提供科学依据,从而在应对全球气候变化的过程中发挥重要作用。

传统林业资源调查主要针对小班,通过布设样地实地调查单木表型性状获取资源信息。然而,这种方法信息量有限,成本高、效率低、工作量大,已难以满足现代林业资源监测和管理的需求^[8]。现代表型组学通过高分辨率、非侵入性的方法,全面获取植物的表型特征,为揭示植物与环境相互作用的复杂机制提供支持。地面激光雷达(Terrestrial laser scanning, TLS)作为一种先进的非接触式遥感技术,为精细表型分析提供了重要手段^[9]。TLS 通过获取高精度的三维点云数据^[10],对植物冠层的穿透性使其在小尺度、短时序观测中具备独特优势^[11],可全面提取植物的形态结构表型参数^[12-14]。

如何高效提取和利用 TLS 点云数据仍是当前研究的难点,点云骨架提取技术提供了重要支持,可实现点云数据的精细化处理和深入分析,进一步推动植物表型分析的发展。已有研究表明,TLS 技术及其骨架提取算法的结合显著提升了植物表型数据

获取的精细化水平^[15-17]。然而,TLS 在植物表型参数提取方面还存在以下不足:单木参数提取流程自动化程度较低,结合点云数据提取骨架并重建研究不足,提取的多表型参数之间关系及其动态变化的综合分析较少等。

综上所述,TLS 技术在植物干旱胁迫下的动态表型监测与多参数综合分析方面仍有较大提升空间,尤其是对于叶片的互锁和重叠特性明显的杨树等重要树种的单株和群体的研究较少。本文以南林 3804 杨和南林 110 杨两个杨树品种为研究对象,采用 TLS 技术采集杨树苗木的三维点云数据,提出基于 K 近邻(K-nearest neighbors, KNN)算法与马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)算法预分割的 L1 中值骨架提取算法,实现表型参数的精准估算,为杨树苗木早期干旱胁迫的高效精准检测提供技术支持。

1 材料与方法

提出的基于 TLS 的杨树苗木点云处理与表型参数提取方法,分为点云数据获取、预处理和表型分析 3 个阶段。首先利用 TLS 采集点云数据;然后通过高程、颜色和半径过滤去除噪声点云,并采用改进的基于密度的空间聚类算法(Density-based spatial clustering algorithm with noise, DBSCAN)实现单木分割;最后采用基于预分割的骨架结构提取杨树苗木表型参数,分析其与干旱胁迫的关系,为表型和胁迫响应机制研究提供支持。

1.1 点云数据获取

试验地点位于南京市八卦洲现代农业科技园区的江苏省苗木良种选育基地(32°13'N, 118°49'E),为了使结果更具代表性和广泛适用性,本文选择南林 3804 杨和南林 110 杨作为研究对象。采用扦插苗进行种植,培育后确保成活,90 d 后施加干旱胁迫,设置对照组(Control check, CK)和干旱组

(Drought treatment,DT),CK 组正常浇水,DT 组进行干旱处理。试验共采集 64 株杨树苗木点云数据。

本文使用 FaroFocus^S 70 地面激光扫描仪(FARO,美国)进行数据采集,设置每 16 株杨树为一组进行扫描拍摄。为了提高配准精度和效率,围绕杨树苗木设置 4 个标定球,共采集 6 个站点。扫描的杨树苗木点云数据包含三维坐标和颜色信息,使用 FARO 提供的支持软件 SCENE 进行点云数据

配准,并对采集到的植物数据进行裁剪。

1.2 点云数据预处理

1.2.1 数据滤波

TLS 直接捕捉的点云往往包含不相关的背景信息和随机噪声。为了获得更清晰准确的杨树苗木模型,本文设计了滤波流程(如图 1 所示),通过数据滤波去除噪声和冗余信息,从而提升数据质量,增强后续处理的准确性与效率。

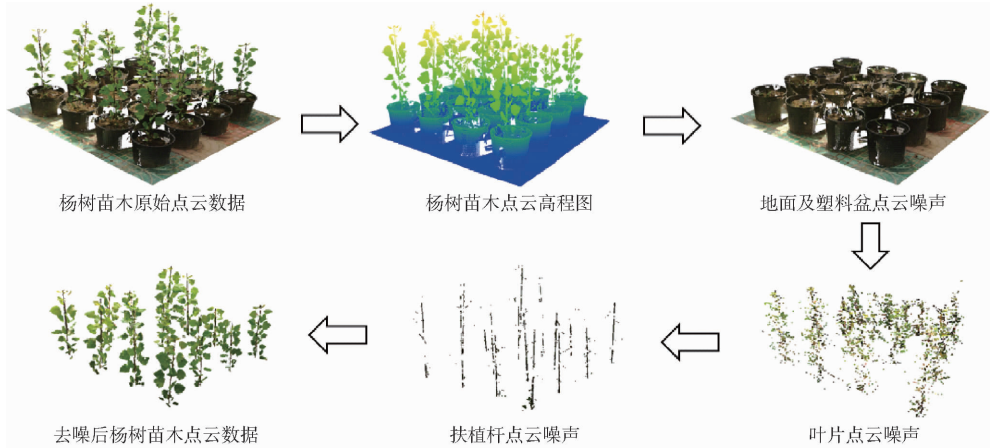


图 1 杨树苗木点云数据滤波流程

Fig. 1 Poplar seedling point cloud data filtering process

首先,对原始点云数据进行高程归一化处理,并基于高程阈值过滤掉地面和塑料盆的点云数据。本文采用半径滤波算法,清除孤立点和噪声点,提高叶片区域点云的完整性和精度。此外,杨树苗木的点云数据与黑色扶植杆的点云相互重叠,影响了数据的真实表示。为精确去除由扶植杆引入的噪声点云,本文进一步采用基于颜色指数的半径滤波方法,通过计算点云各点的颜色与目标颜色之间的颜色距离,识别并剔除扶植杆相关的噪声点,从而确保点云数据的准确性与完整性。具体的计算公式为

$$d_c = \sqrt{(R - R_t)^2 + (G - G_t)^2 + (B - B_t)^2} \quad (1)$$

式中 d_c ——计算出的颜色指数

$R、G、B$ ——红、绿、蓝颜色分量

$R_t、G_t、B_t$ ——目标颜色的红、绿、蓝颜色分量

如果一点的颜色距离 d_c 小于阈值则视为噪声被去除。上述点云数据滤波,为后续点云分析提供了质量更高的点云数据。

1.2.2 单木分割

经数据滤波得到的点云数据是杨树苗木群体图像,受到多行列植株遮挡、枝叶重叠等因素影响,需要针对每一株植物进行独立的测量和分析,以避免群体测量中的混淆和误差。本文采用改进的 DBSCAN 算法对植物群体点云数据进行聚类分离,提取单株苗木。DBSCAN 算法通过邻域半径和最小样本数实现动态聚类,无需预设聚类数量^[18]。为降

低 DBSCAN 算法的时间复杂度,本文引入 KD 树结构以优化 DBSCAN 的计算效率,并通过图形化分析法和点间距离倒数优化参数选择,提高聚类稳定性和鲁棒性。通过在点云群体中进行单木分割,可为后续更精确地测量杨树苗木表型参数提供支持。

1.3 表型参数获取

1.3.1 基于贪婪算法的八叉树搜索

点云数据具有数量庞大且分布稀疏或不均的特点,因此首先采用最远点采样法(Farthest point sampling, FPS)对样本进行均匀采样,将点数精简至约 1×10^4 点,结果表明算法精度不会受到太大影响。采用八叉树数据结构对下采样后的点云进行空间划分和索引构建,本文采用贪婪算法选择最佳分裂点,根据点云局部密度动态调整八叉树深度,优化空间划分,以实现高效的点云管理与快速邻域查询。最终结果如图 2 所示。

算法具体过程如下:首先初始化八叉树根节点,并计算当前节点的点云局部密度。由于点云数据的坐标系与常规的笛卡尔坐标系不同,点云的原点通常不在坐标原点(0,0,0),这可能导致部分坐标值为负。为了更有效地处理负值坐标数据,本文选择 tanh 函数作为点云节点局部密度的归一化函数。与 sigmoid 函数相比,tanh 函数具有双向平滑过渡的特性,且收敛速度更快。节点点云局部密度函数定义为

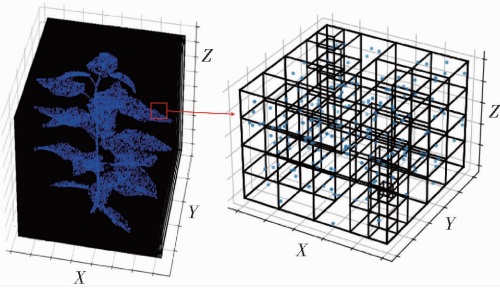


图 2 基于贪婪算法的杨树苗木点云八叉树搜索结果

Fig. 2 Poplar seedling point cloud octagonal tree search based on greedy algorithm

$$D(p_i) = \tanh(\varphi(p_{ij})) \quad (2)$$

$$S(p_i) = \left| \frac{\sum D(p_i)}{p_{ij}} \right| \quad (3)$$

式中 p_i ——输入第 i 个节点

φ ——计算点个数

p_{ij} ——点 p_i 邻域点数

$S(p_i)$ ——节点 p_i 归一化密度

每次分裂后,通过计算子节点的点密度,评估其分裂次数并赋予节点得分。根据得分动态调整八叉树的深度,从而避免不必要的过度分裂,优化树的结构。只有确保分裂的有效性,才能构建出高效的八叉树索引,为大规模点云数据的快速处理与分析提供技术支持^[19]。

1.3.2 基于预分割的 L1 骨架提取

植物点云数据通过骨架提取可简化数据结构,骨架信息能够准确反映植物整体形态和拓扑关系,为高效提取表型参数提供重要支撑。然而,复杂且不规则的点云数据使骨架提取面临巨大挑战,传统方法在适应噪声和不规则性方面存在局限性。基于 L1 范数的中值骨架提取算法凭借其强鲁棒性,展现出显著优势^[20]。

为了提升 L1 中值骨架提取算法的性能,本文提出了一种结合预分割的 L1 中值骨架提取方法,算法流程如图 3 所示。预分割旨在对点云进行初步区域

划分,将全局点云分割为多个独立结构单元,以降低不同区域点云相互混杂的可能性,从而减少非目标区域点对骨架提取的干扰。L1 中值算法依赖逐步增大邻域半径进行骨架收缩,但邻域范围的不确定性往往是导致骨架提取误差的主要原因。通过预分割,输入点云的结构得以简化,初始邻域范围得到优化,跨区域邻域混淆的问题显著降低。此外,预分割降低了骨架分支点附近点权重的影响,从而减少了算法计算复杂度并加快了收敛速度。分割后的点云区域更均匀,邻域信息更加明确,有效降低了骨架收缩过程中可能出现的偏移和误差累积问题。如图 3 所示,预分割后点云骨架在平滑度和拓扑结构方面均有明显改善。预分割优化了邻域定义,改善了骨架的空间结构,生成了更符合全局形态和拓扑关系的杨树苗木骨架数据。

首先对点云数据进行精简,去除颜色信息后进行预分割。预分割通过 KNN 算法实现初始局部邻域的划分,保留点云的局部结构特征,并采用 MRF 模型进行全局优化,引入邻域约束,进一步提高分割结果的鲁棒性和空间一致性。算法步骤如下:对于点云数据 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 计算每个点 p_i 的 K 近邻集合 $N_i, N_i = \{p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jK}\}$ 。 $d(p_i, p_j)$ 为欧几里得距离, $d_K(p_i)$ 为点 p_i 到第 K 个最近点的距离。

根据 N_i 构建点的局部邻域图 $G = (P, E)$, 其中边 $(p_i, p_j) \in E$ 当且仅当 $p_j \in N_i$ 。以邻域为单位对点云进行初步划分,每个点被赋予一个初始标签 l_i 。在初始分割的基础上,将点云中每个点的标签视为随机变量,并引入 MRF 对这些标签进行优化。

每个点的标签 $l_i \in \mathcal{L}$ (标签集合) 被视为随机变量,目标是最小化全局能量函数。能量函数定义为

$$E(L) = \sum_i \psi_i(l_i) + \lambda \sum_{(i,j) \in E} \psi_{i,j}(l_i, l_j) \quad (4)$$

第 1 项 $\psi_i(l_i)$ 为单点势能,衡量每个点的标签与初始分割结果的匹配程度;第 2 项 $\psi_{i,j}(l_i, l_j)$ 为邻

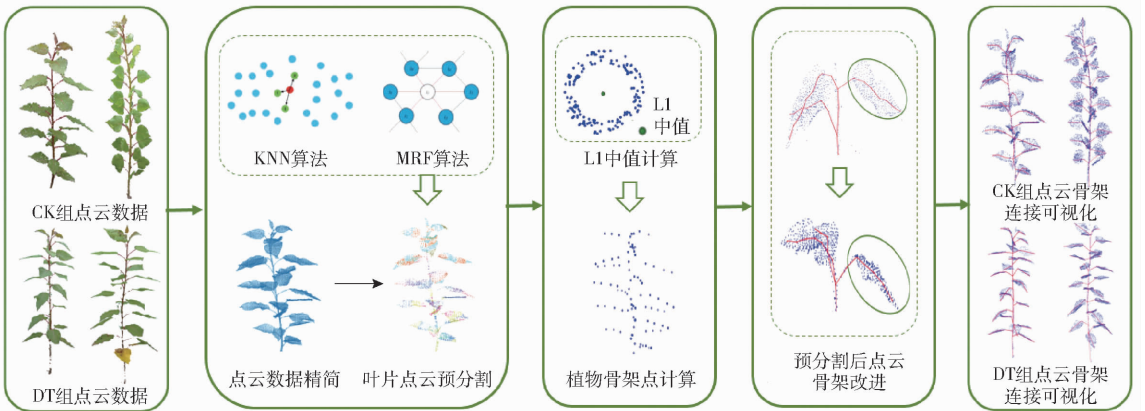


图 3 杨树苗木基于预分割的 L1 骨架提取流程图

Fig. 3 Poplar seedlings extracted based on pre-segmented L1 skeleton extraction process

域势能,描述相邻点之间标签的一致性; λ 为调节参数,用于平衡单点特性和全局一致性。

单点势能函数为

$$\psi_i(l_i) = \|l_i - l_i^{(0)}\|^2 \tag{5}$$

式中 $l_i^{(0)}$ ——初始分割标签

邻域势能函数为

$$\psi_{i,j}(l_i, l_j) = \exp\left(-\frac{d(p_i, p_j)^2}{2\sigma^2}\right) \|l_i - l_j\|^2 \tag{6}$$

式中 σ ——调节参数,控制邻域内距离影响程度

局部 L1 中值计算公式为

$$x^* = \sum_{j \in J} \frac{q_j w'_j}{\sum_{j \in J} w'_j} \tag{7}$$

其中 $w'_j = \theta(\|x^* - q_j\|)$ (8)

式中 w'_j ——高斯权重函数

x^* ——采样点 q_j ——采样点附近的点

在 MRF 优化后的点云中,针对每个采样点的邻域,首先计算局部 L1 中值来提取骨架。在每个采样点的邻域内,引入高斯权重函数,对局部 L1 中值进行距离加权,增强了邻近点对计算结果的影响,从而促进采样点向点密度较高的区域聚集,进一步提高了对密集区域的捕捉能力,使得骨架提取更加精确。基于局部 L1 中值计算结果,逐步生成杨树苗木的全局骨架点,并通过曲线连接骨架点,从而得到完整的植株骨架结构。

1.4 表型参数获取

株高、枝下高、叶片数、冠幅、叶倾角和地径是表征植物形态特征的关键参数,其精确提取对于深入理解植物生长动态和环境响应机制具有重要研究价值^[21]。如图 4 所示,植物株高(H)指基部到最高点的垂直距离;枝下高(H_{CB})为第一活枝到地面的高度;叶片数为叶柄上附着叶片的数量;叶倾角(θ)是叶片与垂直方向之间的夹角。为减小误差,本文取去除顶叶后第一、二片叶片的叶倾角(θ_1 、 θ_2)平均值作为叶倾角。地径(D)指苗木在距地面特定高度处的直径;冠幅是植物冠部在地面水平面上的宽度,取

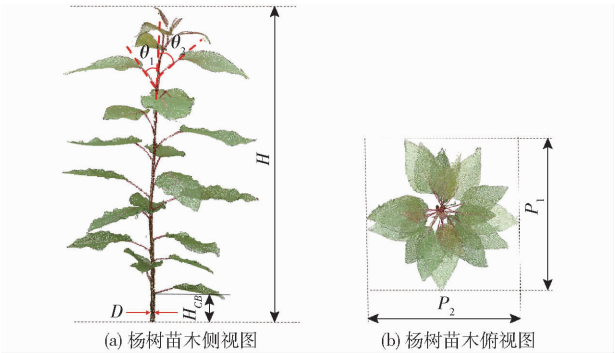


图 4 提取的表型参数示意图

Fig. 4 Schematic of phenotypic parameters

南北和东西方向宽度 P_1 、 P_2 的平均值作为冠幅。

骨架提取过程为表型参数的精确计算提供了重要支持,利用骨架点的拓扑信息对末端点和连接点进行识别。定义末端点是仅连接到一个其他骨架点的骨架点,连接点是指一个骨架点连接到多个其他骨架点。

具体计算方法如下:对于骨架点集 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 和其骨架连接边集 $E = \{(p_i, p_j)\}$,定义连接数 $\deg(p_i)$ 为点 p_i 的度数,计算公式为

$$\deg(p_i) = \sum_{j=1}^N \delta(p_i, p_j) \tag{9}$$

如果 $\deg(p_i) = 1$,则点 p_i 为末端点; $\deg(p_i) > 2$ 则为连接点。

通过计算曲率进一步得到叶片分支点。枝干和叶片部分的连接点在形态上可能会像一条直线或非常接近直线,其邻域的变化通常较为平稳,表现出曲率较小的特征。叶片分支点在空间方向上有较大变化,因此局部曲率较大。通过分析骨架点的拓扑关系和点云数据的几何特征得到器官层面的语义信息。

从杨树苗木的点云数据中提取骨架后,通过高度方向上骨架点云的最大值确定株高。利用骨架构建最大包围框,测量其在 XY 平面上的最大宽度,得到植物冠幅。通过计算末端点数量得到叶片数量,并根据最低点的分支高度确定枝下高。进一步结合骨架线段向量与水平参考线之间的夹角及高程信息,计算去除顶叶后第一、二片叶片的夹角平均值,作为叶倾角的量化指标。最后,对苗木根部点云数据进行切片处理,应用 Hough 变换拟合椭圆,并以椭圆的长轴作为地径测量值。

2 结果与分析

2.1 杨树苗木单木分割结果

在杨树苗木单木分割结果中,改进的 DBSCAN 聚类方法因其无需预先确定聚类数量而具有显著优势,邻域半径为 0.04 时聚类效果最佳。轮廓系数 s (Silhouette coefficient) 是通过比较样本与其聚类内样本平均距离和样本与最近聚类平均距离来计算。 s 取值范围为 $[-1, 1]$, s 值越接近 1 表示聚类效果越好,具体计算公式为

$$s = \frac{b - a}{\max(a, b)} \tag{10}$$

式中 a ——样本与其所属簇内其他样本的平均距离(内部紧密度)

b ——样本与最近簇的平均距离(外部分离度)

DB 指数 (Davies-bouldin index) 通过计算每个聚类与其它聚类的平均相似度来评估聚类效果。DB 指数越小,表示聚类效果越好,即聚类内部紧密且聚类间分离良好。

采用传统算法和本文算法的杨树苗木群体点云对比如图 5 所示,不同颜色代表聚类簇,即从群体中分离出的单株树木,黑色圆圈表示被错分的部分。传统算法能够正确区分大部分数据,包括冠层中的树干点,但依然存在一些错误分割现象,例如部分枝条被错分为另一株树木,或部分垂直分布的叶片被错分为另一株树木,这是由于杨树这种典型阔叶树种冠层相互遮挡、叶片互锁重叠,

导致邻近树木的几何特征(如枝叶形态或方向)过于相似、部分点云存在缺失、数据特征差异不显著,造成了聚类模型错分。从图 5 可见,采用本文算法后,明显提高了聚类可视化精度,减少了错分点云带来的问题,树木主干和枝叶三维几何特征得以更好呈现。具体聚类结果如表 1 所示。传统算法出现了过度聚类的情況,而本文算法通过图形化分析法和点间距离倒数优化参数选择,找到最优参数和正确的聚类数,聚类结果为 16,计算效率本文算法相较传统算法提高 27%,平均耗时为 1.05 s,在聚类质量上,本文算法的 s 均值和 DB 指数均值也均优于传统算法。

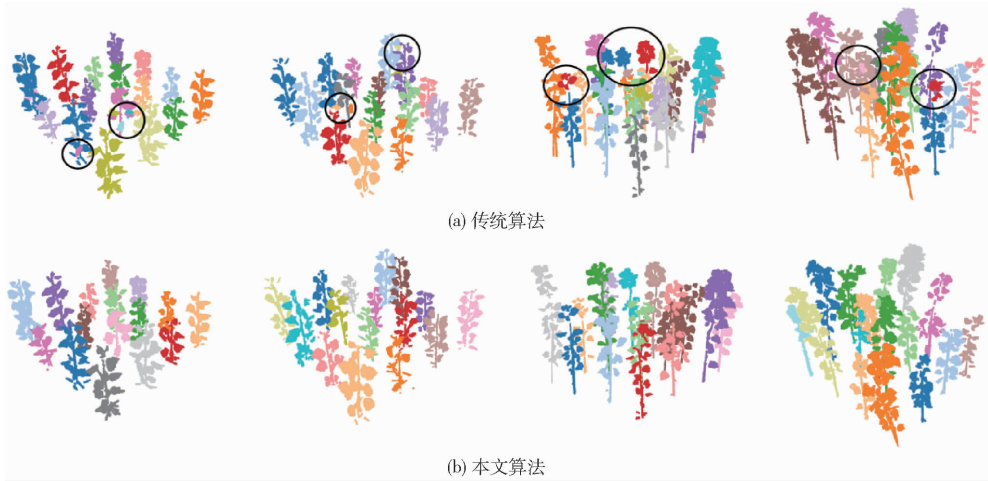


图 5 采用传统算法和本文算法的杨树苗木群体点云聚类可视化对比结果

Fig. 5 Visualization and comparison results of poplar seedling population point cloud clustering using traditional algorithm and algorithm used herein

表 1 DBSCAN 聚类结果对比

Tab. 1 Comparison of DBSCAN clustering results				
方法	平均聚类数	平均耗时/s	s 均值	DB 均值
传统算法	22	1.44	0.12	0.96
本文算法	16	1.05	0.49	0.77

2.2 表型参数估测及其抗旱指数灰色关联分析

决定系数 R^2 表示拟合程度,值越接近 1,拟合程度越高;均方根误差 (RMSE) 反映估测值与真实值的偏差。株高、枝下高、叶片数、冠幅、叶倾角和地径的 R^2 分别为 0.99、0.99、0.89、0.93、0.95 和 0.78, RMSE 分别为 1.77 cm、0.28 cm、1.59 个、1.51 cm、2.83°和 0.65 mm。结果表明,株高、枝下高的估测值与真实值高度一致,叶片数、冠幅和叶倾角的估测准确性较高,能够较好反映植株主要表型参数。地径的准确性相对较低,这可能是由于在处理数据时地径部分点云受到噪声影响更加严重,同时可能存在一定的数据缺失导致的误差增大^[22]。总体来看,算法估测值与人工测量值具有良好一致性,满足植株生长监测与相关研究需求。

本文探讨了表型特征参数在干旱胁迫下的变化规律,为耐旱品种的选择及其栽培管理技术提供抗性指标和科学依据。为了更全面地分析植物干旱胁迫相应特性,在已估测的表型信息基础上,引入高径比和冠长率两个新表型参数,高径比是植物株高与地径之间比值,冠长率为植物冠幅与株高百分比。高径比能够反映植物的稳固性和强壮度,冠长率则可以评估植物的分枝情况和光能利用效率。这两个参数有助于揭示植物在干旱条件下的生长模式和适应策略,是描述植物冠层结构的重要指标。

综合抗旱指数 (Comprehensive drought resistance index, CDI) 是对多个抗性指标进行整合的结果,进一步探讨影响抗旱性的关键因素和机制。抗性指标与 CDI 的灰色关联分析能够定量评估各单项抗性指标对综合抗旱能力的影响程度,突出关键指标,帮助优化抗旱性评价体系和指导品种改良。通过主成分分析 (Principal components analysis, PCA) 计算 CDI,PCA 通过线性变换将原始多维数据压缩到低维空间,同时尽量保留数据的主要信息。利用前 k

个主成分的得分及其对应的贡献率计算综合抗旱性指数。公式为

$$CDI = \sum_{i=1}^k \left(\frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} PC_i \right) \tag{11}$$

式中 $\frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^m \lambda_j}$ ——第 i 个主成分贡献率
 λ_i ——第 i 个主成分特征值
 PC_i ——第 i 个主成分得分

干旱胁迫下所测各指标与 CDI 的关联度反映该指标对抗旱性的影响。如表 2 所示,关联度越高,说明该指标对抗旱性的贡献越大,冠长率在 CK 组和 DT 组中均表现出较高的关联度,表明其对抗旱性的影响最显著。枝下高在对照组中关联度排序为第 2,而在干旱组中下降至第 3,同时地径关联度排序从第 3 升至第 2,这可能是由于干旱胁迫下杨树优先增强根系相关功能^[23],以提高水分传导能力。同时,叶片数和冠幅的重要性在干旱组中略有提升,反映出杨树在水分受限条件下通过优化树冠形态和维持一定数量叶片以适应干旱的策略。杨树在干旱环境中表现出以冠长率和地径为核心的抗旱性策略,进一步揭示了其资源分配和适应机制的差异。

表 2 杨树各指标与 CDI 的关联度及关联度排序

Tab.2 Correlation degree and correlation degree ranking of poplar indicators with CDI

指标	CK 组		DT 组	
	关联度	关联度排序	关联度	关联度排序
冠长率	0.98	1	0.97	1
枝下高	0.92	2	0.84	3
地径	0.89	3	0.86	2
高径比	0.88	4	0.83	4
冠幅	0.67	5	0.74	5
叶片数	0.61	6	0.69	6
叶倾角	0.60	7	0.51	7
株高	0.39	8	0.37	8

2.3 表型特征相关性计算和干旱响应指标分析

本文对干旱前后测得的各表型特征进行了干旱相关性分析,计算提取到的各表型特征参数与干旱的相关性如图 6 所示,红色表示正相关,蓝色表示负相关。图 6a 为各表型特征参数相关性网络图,节点表示各参数与干旱的相关性,节点直径越大,表示其与干旱的相关性越强;连线表示参数之间的相关性,线条越粗表示相关性越高。图 6b 为下三角矩阵热力图,直观展示各参数相关系数。综合分析可以看出与干旱相关性较高的表型特征参数为叶倾角、冠长率和冠幅,相关系数分别为 0.92、- 0.85 和

-0.74,同时,冠长率与叶倾角的相关系数为 -0.86,表明两者之间存在紧密联系,共同反映了杨树苗木的干旱胁迫状态。这些发现揭示了植物在干旱条件下的形态调控机制,为干旱响应指标的选择提供了依据。

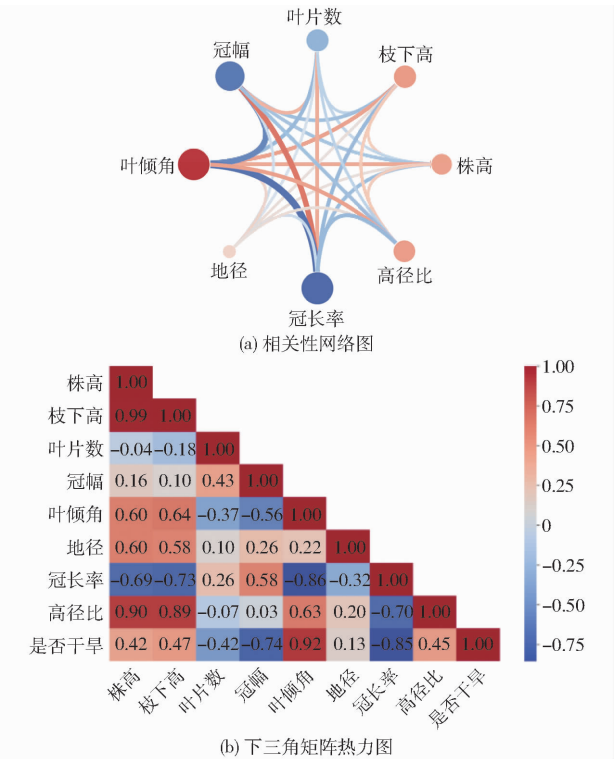


图 6 相关性分析图

Fig.6 Correlation analysis charts

干旱影响植物表型特征,同时对其生理生化过程产生作用。叶倾角与干旱呈强正相关,表明植物通过增加叶倾角来减少光照吸收和蒸腾作用,从而降低水分损失。冠长率与干旱呈显著负相关,说明干旱条件下植物的枝叶生长受到抑制,以保存水分和资源。冠幅与干旱也呈负相关,表明植物在干旱条件下通过减少枝叶扩展来适应水分限制,进而降低蒸腾作用^[24]。高径比与干旱呈负相关,表明在干旱条件下,植物可能优先增加地径以增强稳定性和储存能力,而不是增加株高,这与前文分析结果一致。

冠长率在干旱相关性分析和抗旱性评价中的表现均为第 1,突显了其核心地位。干旱相关性分析反映植物对干旱胁迫的即时响应能力,而抗旱性评价则综合了植物在长期适应干旱过程中的表现。冠长率的变化幅度大且对水分供应高度敏感,能够直接反映植物的资源分配和光能利用效率。干旱条件下,植物通过抑制冠长率减少冠层面积,从而降低水分蒸发和光能消耗。这一策略既是植物快速适应干旱胁迫的重要机制,也是抗旱性的重要预测因子。因此,冠长率不仅在干旱响应分析中表现出即时性

的重要性,还在抗旱性评价中体现了其长期适应能力。这些特性使冠长率成为评估杨树苗木干旱适应性与抗旱能力的核心指标,为耐旱品种的筛选和栽培管理提供了科学依据。

本文采用 t 检验对干旱前后数据进行统计学分析,结果如表 3 所示。在干旱前,两组杨树在各参数上均无显著差异;而在干旱后,CK 组和 DT 组在株高、枝下高、叶片数、冠幅、叶倾角、冠长率和高径比等指标上均表现出显著差异。这表明干旱胁迫对杨树苗木的生长和形态特征产生了显著影响,导致 CK 组和 DT 组之间的差异加大。研究结果表明,干旱对植物生长的影响在统计学上显著,具有重要的研究和应用价值。

表 3 t 检验参数结果
Tab.3 The t-test parameter results

参数	时间	t	p	显著性
株高	干旱前	0. 07	0. 94	ns
	干旱后	5. 83	<0. 01	**
枝下高	干旱前	-0. 73	0. 47	ns
	干旱后	1. 41	0. 01	*
叶片数	干旱前	-0. 82	0. 41	ns
	干旱后	2. 52	0. 02	*
冠幅	干旱前	-0. 90	0. 38	ns
	干旱后	26. 78	<0. 01	**
叶倾角	干旱前	0. 72	0. 47	ns
	干旱后	-28. 03	<0. 01	**
地径	干旱前	0. 71	0. 48	ns
	干旱后	1. 12	0. 26	ns
冠长率	干旱前	2. 68	0. 11	ns
	干旱后	9. 78	<0. 01	**
高径比	干旱前	0. 88	0. 38	ns
	干旱后	-2. 51	0. 02	*

注:ns 表示无显著差异 ($p>0.05$); * 表示结果显著 ($0.01 < p \leq 0.05$); ** 表示非常显著 ($p \leq 0.01$)。

3 讨论

本文采用三维 TLS 技术,研究杨树苗木在干旱胁迫下的抗旱特性与干旱响应。通过估算株高、枝下高、叶片数、冠幅、叶倾角和地径等参数,并结合冠长率和高径比两个数量指标,揭示了苗木通过调节冠层结构优化资源分配与减少水分蒸发的适应机制。叶片表型^[25]的变化是感知杨树生长状态和胁迫程度的重要手段,JAN 等^[26]研究表明,叶倾角是影响冠层过程(如辐射平衡、光合作用和蒸散)的关键因素,且其分布存在物种特异性和时空变化。本文同样发现,杨树苗木在干旱胁迫下通过调整叶倾

角和冠幅优化光能捕获与水分调节。此外,本文进一步揭示了冠长率这一新指标能够综合表征植物冠层结构在干旱条件下的变化。结果显示,冠长率与叶倾角呈显著负相关(相关系数为 -0.86),表明其在植物水分和光能平衡调控中的重要作用。这一发现不仅补充了对叶倾角功能的定量分析,还通过冠长率拓展了植物冠层结构评估的维度。与 SUN 等^[27]研究相比,本文从群体尺度分解到个体尺度,解析了杨树苗木在干旱胁迫下冠层结构的调整机理,而 SUN 等^[27]以宏观尺度揭示了不同地理区域和植被类型的干旱阈值分布特征。本文通过具体的冠层形态调整策略,进一步阐明了植物如何通过形态调控实现光能利用与水分平衡。通过结合个体与群体尺度的研究方法,可以为全面理解干旱胁迫下植物的适应机制提供多尺度的参考。

尽管本文通过骨架算法成功提取了植物表型参数,但地面激光雷达在覆盖范围和数据完整性上存在局限性,尤其是在受地形和遮挡影响较大的环境中。机载激光雷达能够很好地弥补这些不足,其优势在于快速获取大范围植被冠层的整体结构信息^[28],而地面激光雷达则以高分辨率捕捉植被底部和内部的结构细节。将两者结合,有助于实现从冠层到地表的完整形态结构解析,不仅提升了数据覆盖的全面性,还显著提高了模型重建的精确性与可靠性。未来的研究可以进一步探索机载激光雷达点云自上而下分割与地面激光点云自下而上分割的协同方法,发展多尺度分割算法以解析复杂的冠层结构。

4 结论

- (1)使用 TLS 技术采集杨树苗木点云数据,采用高程分析、半径滤波和颜色指数滤波进行预处理,并通过改进的 DBSCAN 算法实现了杨树苗木群体的单木分割,相较于传统算法,计算效率提高 27%。
- (2)提出了一种基于预分割的 L1 中值骨架提取算法,结合 KNN 算法和 MRF 算法通过局部最优迭代快速进行数据分割,并采用基于贪婪算法的八叉树加速数据搜索,提取了杨树苗木株高、枝下高、叶片数、冠幅、叶倾角和地径等表型特征参数。
- (3)为深入分析杨树苗木的干旱特征,在已有表型参数基础上,引入冠长率和高径比 2 个表型指标。分析结果表明,冠长率体现了其作为杨树苗木干旱响应与抗旱性评价的核心指标,并进一步通过 t 检验验证了结果的可靠性。

参 考 文 献

[1] 赵婉婉,梁睿,张耀丽. 氮气吸附法评估杨树无性系木材细胞壁孔隙结构[J]. 林业工程学报,2022,7(3):80-85.
ZHAO Wanwan, LIANG Rui, ZHANG Yaoli. Nitrogen adsorption method to evaluate the pore structure of poplar clone wood cell wall[J]. Journal of Forestry Engineering,2022,7(3):80-85. (in Chinese)

[2] 王丽敏,周帅. 渐进式干旱对辽东栎幼树光合特性的影响及敏感性分析[J]. 林业科学研究,2023,36(3):149-157.
WANG Limin, ZHOU Shuai. Effects and sensitivity analysis of progressive drought on the photosynthetic characteristics of young oak trees in Liaodong[J]. Forestry Science Research, 2023,36(3):149-157. (in Chinese)

[3] 游韧,邓湘雯,胡彦婷,等. 树木对干旱胁迫及复水的生理生态响应研究进展[J]. 林业科学,2023,59(11):124-136.
YOU Ren, DENG Xiangwen, HU Yanting, et al. Research progress on physiological and ecological responses of trees to drought stress and rewatering[J]. Forestry Science,2023,59(11):124-136. (in Chinese)

[4] ROWLAND L, RAMÍREZ-VALIENTE J A, HARTLEY I P, et al. How woody plants adjust above- and below-ground traits in response to sustained drought[J]. New Phytol. , 2023,239(4):1173-1189.

[5] AHAMMED G J, LI X, YANG Y X, et al. Tomato acts as a negative regulator for drought tolerance by modulating guard cell H₂O₂-mediated stomatal closure[J]. Environ. Exp. Bot. , 2020,171:103960.

[6] HANNAH-M S. Characterization, costs, cues and future perspectives of phenotypic plasticity[J]. Annals of Botany, 2022, 130(2):131-148.

[7] JAVORNIK T, CAROVIC-STANKO K, GUNJACA J, et al. Monitoring drought stress in common bean using chlorophyll fluorescence and multispectral imaging[J]. Plants, 2023,12(6):1386.

[8] TAO H Y, XU S, TIAN Y C, et al. Proximal and remote sensing in plant phenomics: 20 years of progress, challenges, and perspectives[J]. Plant Communications, 2022, 3(6):135-173.

[9] 刘坤,王晓,朱一帆. 基于多视角三维点云融合的采棉机器人视觉感知方法[J]. 农业机械学报,2024,55(4):74-81.
LIU Kun, WANG Xiao, ZHU Yifan. Visual perception method of cotton picking robot based on multi-view three-dimensional point cloud fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(4):74-81. (in Chinese)

[10] CALDERS K, ADAMS J, ARMSTON J, et al. Terrestrial laser scanning in forest ecology: expanding the horizon[J]. Remote Sens Environ, 2020, 251(1):112102.

[11] GILBERTO R, PORRAS R, ROGELIO F, et al. LiDAR applications in precision agriculture for cultivating crops : a review of recent advances[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107737.

[12] 金泽会,陈茂霖,刘祥江. 地基森林点云单木检测的特征提取与组合方法[J]. 遥感信息,2024,39(2):146-155.
JIN Zehui,CHEN Maolin,LIU Xiangjiang. Feature extraction and combination method for single tree detection of point cloud in ground-based forest[J]. Remote Sensing Information,2024,39(2):146-155. (in Chinese)

[13] 吴毓涵,汪沛,李雅新,等. 基于实际和模型树木的 TreeQSM 建模估计树木参数性能分析[J]. 中国激光,2023,50(22):165-174.
WU Yuhan, WANG Pei, LI Yaxin, et al. Performance analysis of tree parameters estimated by TreeQSM modeling based on actual and model trees[J]. Chinese Laser,2023,50(22):165-174. (in Chinese)

[14] 潘政尚. 地面激光雷达青冈栎单木参数提取研究[D]. 长沙:中南林业科技大学,2023.
PAN Zhengshang. Parameters extraction research of *Quercus glauca* individual tree by terrestrial laser scanning [D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2023. (in Chinese)

[15] 任栋宇,李晓娟,林涛,等. 基于 Kinect v2 传感器的果树枝干三维重建方法[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊2):197-203.
REN Dongyu, LI Xiaojuan, LIN Tao, et al. Three-dimensional reconstruction method of fruit tree trunk based on Kinect v2 sensor[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(Supp. 2):197-203. (in Chinese)

[16] 彭程,李帅,苗艳龙,等. 基于三维点云的番茄植株茎叶分割与表型特征提取[J]. 农业工程学报,2022,38(9):187-194.
PENG Cheng, LI Shuai, MIAO Yanlong, et al. Tomato plant stem and leaf segmentation and phenotype feature extraction based on 3D point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9):187-194. (in Chinese)

[17] 朱超,苗腾,许童羽,等. 基于骨架和最优传输距离的玉米点云茎叶分割和表型提取[J]. 农业工程学报,2021,37(4):188-198.
ZHU Chao, MIAO Teng, XU Tongyu, et al. Corn point cloud stem and leaf segmentation and phenotype extraction based on skeleton and optimal transmission distance[J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(4):188-198. (in Chinese)

[18] 李璐璐. 基于自适应 DBSCAN 聚类的点云分割[D]. 沈阳:辽宁工程技术大学,2021.
LI Lulu. Point cloud segmentation based on adaptive DBSCAN clustering[D]. Shenyang: Liaoning University of Engineering and Technology, 2021. (in Chinese)

[19] 蒋玮莹. 空间数据库中混合数据近邻查询研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2021.
JIANG Yiying. Research on nearest neighbor query of mixed data in spatial database[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021. (in Chinese)

[20] 王秀娇. 基于 L1 中值和法向量的环形锻件截面形线提取方法[D]. 秦皇岛:燕山大学,2022.

WANG Xiujiao. Cross-section line extraction method of annular forgings based on L1 median and normal vector [D]. Qinhuangdao:Yanshan University,2022. (in Chinese)

[21] MIAO L, HELENA K, CHUNYANG L. Sexual differences and sex ratios of dioecious plants under stressful environments[J]. Journal of Plant Ecology,2021,14(5): 920 – 933.

[22] 李绕波,袁希平,甘淑,等.综合多种算法的点云精简优化策略与实验研究[J].激光与光电子学进展,2020,57(23):190 – 198. LI Raobo, YUAN Xiping, GAN Shu, et al. Point cloud streamlining optimization strategy and experimental research based on multiple algorithms[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2020, 57(23): 190 – 198. (in Chinese)

[23] LIU Z H, JIA G D, YU X X, et al. Morphological trait as a determining factor for *Populus simonii* Carr. to survive from drought in semi-arid region[J]. Agricultural Water Management,2021, 253:106943.

[24] MARTINEZ-VILALTA J, GARCIA-VALEES R, JUMP A, et al. Accounting for trait variability and coordination in predictions of drought-induced range shifts in woody plants[J]. New Phytol,2023,240: 23 – 40.

[25] 周磊,张慧春,边黎明.零样本深度学习驱动的杨树叶片表型检测方法研究[J].林业工程学报,2024,9(6):152 – 160. ZHOU Lei, ZHANG Huichun, BIAN Liming. Zero-shot deep learning-driven phenotypic detection method of poplar leaves[J]. Transactions of Forestry Engineering,2024,9(6):152 – 160. (in Chinese)

[26] JAN P, EUGENIO D P, GIORGIO M, et al. On the leaf inclination angle distribution as a plant trait for the most abundant broadleaf tree species in Europe[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2022,323: 109030.

[27] SUN M, LI X, XU H, et al. Drought thresholds that impact vegetation reveal the divergent responses of vegetation growth to drought across China[J]. Global Change Biology, 2024,30(1):e16998.

[28] COOPS N C, TOMPALSKI P, GOODBODY T R H, et al. Modelling LiDAR-derived estimates of forest attributes over space and time: a review of approaches and future trends[J]. Remote Sensing of Environment,2021,26:112477.

(上接第 110 页)

[16] 郑立华,王露寒,王敏娟,等.基于 Kinect 相机的油麦菜自动化三维点云重建[J].农业机械学报,2021, 52(7): 159 – 168. ZHENG Lihua, WANG Luhan, WANG Minjuan, et al. Automatic 3D point cloud reconstruction of *Brassica oleracea* L. based on Kinect camera [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52 (7): 159 – 168. (in Chinese)

[17] 陈海波,刘圣搏,王乐乐,等.基于 Kinect V3 的单株作物自动化三维重建与验证[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 215 – 223. CHEN Haibo, LIU Shengbo, WANG Lele, et al. Automatic three-dimensional reconstruction and validation of individual crops based on Kinect V3[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(16): 215 – 223. (in Chinese)

[18] 王斐,周扬,龙伟,等.基于三维点云的木荷幼苗表型参数自动测量方法[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(5): 121 – 124. WANG Fei, ZHOU Yang, LONG Wei, et al. Automatic measurement method of *Schima superba* seedling phenotype parameters based on three-dimensional point cloud[J]. Sensors and Microsystems, 2024, 43(5): 121 – 124. (in Chinese)

[19] 李修华,魏鹏,何嘉西,等.基于 Kinect V3 深度传感器的田间植株点云配准方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 45 – 52. LI Xiuhua, WEI Peng, HE Jiayi, et al. Point cloud registration method of field plants based on Kinect V3 depth sensor[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 45 – 52. (in Chinese)

[20] GHAREMANI M, WILLIAMS K, CORKE F, et al. Direct and accurate feature extraction from 3D point clouds of plants using RANSAC[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106240.

[21] 朱启兵,张梦,刘振方,等.基于点云配准的盆栽金桔果实识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5): 209 – 216. ZHU Qibing, ZHANG Meng, LIU Zhenfang, et al. Recognition and counting method of potted kumquat fruit based on point cloud registration[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53 (5): 209 – 216. (in Chinese)

[22] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2008, 56(11): 927 – 941.

[23] SEGAL A V, HAEHNEL D, THRUN S. Generalized-ICP[J]. Robotics; Science and Systems, 2009, 2(4): 435.

[24] 曾清红,卢德唐.基于移动最小二乘法的曲线曲面拟合[J]. 工程图学学报, 2004(1): 84 – 89. ZENG Qinghong, LU Detang. Curve and surface fitting based on moving least squares[J]. Journal of Engineering Graphics, 2004(1): 84 – 89. (in Chinese)

[25] CHRISTOPH S S, SCHOELE R M, PAPON J, et al. Object partitioning using local convexity[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 304 – 311.