doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.18.014

面向病虫害防控的茶苗分枝夹角三维提取方法

魏凯华[1,2]　尹青松[1]　孙宏伟[1]

(1.杭州电子科技大学自动化学院,杭州 310018;2.杭州电子科技大学平湖数字技术创新研究院有限公司,平湖 314299)

摘要:茶苗枝干三维点云的分枝夹角精确提取,是量化茶树冠层结构并揭示其如何通过改变微气候影响病虫害发生的关键前提。针对茶苗枝条细小、叶片遮挡明显、叶柄残留易干扰分枝节点识别与夹角测量等问题,本研究提出一种融合双视角视频三维重建、PointNet++枝叶语义分离、枝干点云净化增强和 Tea-SCAG 算法的茶苗枝干分枝夹角自动提取方法。以 70 株一年生"龙井 43"茶苗为研究对象,基于转台式拍摄平台分别从平视和俯视 45°方向采集环绕视频,并按固定时间间隔抽帧形成多视角图像序列;利用二维高斯泼溅方法完成茶苗三维重建,结合 PLANesT-3D 公开数据集联合训练 PointNet++网络,实现茶苗枝干与叶片的语义分离;针对语义分割后仍存在的叶柄残留和外围干扰点,采用离群点剔除方法对枝干点云进行削薄净化,并通过局部球域随机补点恢复枝干点云的连续性和局部厚度。在此基础上,通过主干贴近约束、上方双分枝验证、下方主干支撑判断和相近节点合并等策略,构建适用于茶苗细枝结构的 Tea-SCAG 算法,提高分枝节点定位与夹角计算稳定性。研究结果表明,PointNet++枝叶分离总体准确率为 89.3%,平均交并比为 83.7%;Tea-SCAG 分枝节点检测召回率、精确率和 F1 值分别为 82.3%、84.8%和 83.4%,分枝夹角预测结果与人工测量结果相关系数为 0.910。本方法可准确提取茶苗枝干三维结构、分枝节点及分枝夹角,为茶苗株型数字化表型分析、病虫害易发环境判断、精准修剪和抗病抗虫个体筛选提供技术支撑。

关键词:茶苗;三维重建;点云语义分割;分枝夹角;分层聚类生长算法;病虫害防治

中图分类号:S126　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)18-0152-12　　**OSID**:

Three-dimensional Extraction Method for Angle between Branches of Tea Seedlings for Pest and Disease Control

Wei Kaihua[1,2]　Yin Qingsong[1]　Sun Hongwei[1]

(1. *School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou* 310018, *China*

2. *Pinghu Digital Technology Innovation Institute Co., Ltd., Hangzhou Dianzi University, Pinghu* 314299, *China*)

Abstract: Accurate extraction of branch angles from three-dimensional point clouds is important for quantifying tea seedling canopy structure and analyzing pest- and disease-prone microenvironments. To address the problems of slender branches, severe leaf occlusion, and residual petioles interfering with branch node detection, an automatic branch angle extraction method integrating dual-view three-dimensional reconstruction, PointNet++ segmentation, point cloud purification and enhancement, and Tea-SCAG was proposed. Seventy one-year-old "Longjing 43" tea seedlings were used. Surrounding videos were collected from horizontal and 45° top-oblique views using a turntable platform, and multi-view image sequences were obtained by frame extraction. Tea seedlings were reconstructed using 2D Gaussian splatting. PointNet++ was jointly trained on the LJ-43 and PLANesT-3D datasets to separate stems from leaves. Residual petioles and peripheral noise were removed by statistical outlier filtering, while local spherical point supplementation was used to restore stem continuity and local thickness. Tea-SCAG was then developed by introducing main-stem proximity constraint, upper dual-branch validation, lower main-stem support judgment, adjacent node merging, and overlapping candidate merging. The overall accuracy and mean intersection over union of stem-leaf segmentation reached 89.3% and 83.7%, respectively. The recall, precision, and F-score of branch node detection were

收稿日期:2026-05-22　修回日期:2026-06-12

基金项目:浙江省自然科学基金项目(LQ21C130007)

作者简介:魏凯华(1986—),男,副教授,主要从事植物三维表型与点云处理研究,E-mail:weikaihua@hdu.edu.cn

通信作者:孙宏伟(1990—),男,讲师,主要从事植物信息智能感知技术研究,E-mail:sunhongwei@hdu.edu.cn

82.3%, 84.8%, and 83.4%, respectively, and the correlation coefficient between predicted and manually measured branch angles was 0.910. The proposed method can provide reliable three-dimensional structural traits for tea seedling phenotyping, precision pruning, identification of pest- and disease-prone canopy structures, and early screening of potentially resistant seedlings.

Key words: tea seedling; three-dimensional reconstruction; point cloud semantic segmentation; branch angle; stratified clustered growing algorithm; pest and disease management

0　引言

茶树病虫害的发生与品种抗性、栽培环境及植株冠层结构密切相关[1-3]。对于一年生茶苗，若枝条分布过密、分枝角度不合理或局部冠层郁闭，易导致植株内部通风透光条件下降，形成高湿、弱光的局部微环境，从而增加部分病虫害发生和病原菌侵染扩展的风险。因此，准确获取茶苗枝干空间结构、分枝节点位置和分枝夹角，对病虫害易发株型识别、抗病抗虫个体筛选和茶园精准修剪具有重要意义[3-5]。

分枝夹角、数量和节点分布是反映茶苗株型结构的重要三维表型指标。现有植物分枝节点与分枝角度检测研究多基于三维点云、骨架提取和几何拓扑分析开展[4-6]。其中，SCAG（Stratified, clustered and growing-based algorithm）算法通过点云切片、聚类、候选分枝层判断和向下区域生长等步骤实现分枝节点检测与夹角计算，适用于主茎和分枝结构较清晰的作物点云[7]。然而，茶苗枝条细小，叶柄与枝干连接紧密，经枝叶语义分割后仍可能残留叶柄、短枝和局部粘连点。这些干扰结构在点云中常呈细长线状或局部突起形态，易被 SCAG 方法误判为真实分枝，导致节点偏移、重复检测或误检测，进而影响分枝夹角计算精度。

针对上述问题，本文提出一种融合双视角视频三维重建、PointNet + + 枝叶语义分离、枝干点云净化增强和 Tea - SCAG 算法的茶苗枝干分枝夹角自动提取方法。利用平视和俯视 45°双视角视频进行二维高斯泼溅（2D Gaussian splatting，2DGS）三维重建，获取茶苗高密度点云[8]；采用 PointNet + +，以实现枝叶语义分离[9]，并通过严格离群点剔除削弱叶柄残留和外围噪声[10]；在此基础上，提出骨架点云增强填充方法，恢复净化后枝干点云的连续性和局部厚度。在原 SCAG 框架基础上提出 Tea - SCAG 算法，引入主干贴近约束、上方双分枝验证、下方主干支撑判断和相近节点合并等策略，以期提高茶苗细枝条件下分枝节点识别与夹角测量稳定性。

1　材料与方法

1.1　试验材料与数据采集

以 70 株一年生“龙井 43”盆栽茶苗为试验对象。分枝夹角的测量采用人工测量茶苗主干与侧枝夹角的方式完成。为减少复杂背景对图像特征提取和后续三维重建的影响，试验在室内相对稳定的光照环境下进行。茶苗图像采集采用转台式环绕拍摄平台，如图 1 所示。采集时，将盆栽茶苗放置于黑色圆形转台中央，使茶苗主干尽量接近转台旋转中心，并保持花盆与植株在拍摄过程不发生相对移动。拍摄设备固定于转台外侧的可调节支架上，通过调节支架高度、距离和拍摄角度，使相机在采集过程保持固定姿态[7,11-12]。



图 1　茶苗视频拍摄平台

Fig. 1　Tea seedling video shooting platform

1. 旋转平台　2. 被拍摄的目标茶苗　3. 拍摄杆距离调节旋钮　4. 拍摄杆角度调节旋钮　5. 相机固定支架

为增强茶苗不同空间部位的可见性，设置平视和俯视 45°2 种拍摄视角[13-16]。平视拍摄时，相机镜头光轴大致平行于地面，对准茶苗中下部枝干区域，主要用于获取主干、侧枝及分枝节点的侧向结构信息。分枝节点为侧枝从主干或较大枝条处分离的起始位置。俯视 45°拍摄时，主要用于补充平视条件下因叶片遮挡、枝条重叠或盆缘遮挡而缺失的空间信息[17-22]。每种视角下均保持相机位置固定，使转台带动茶苗完成一周旋转，并录制完整环绕视频。视频采集完成后，按照固定时间间隔对平视视频和俯视 45°视频进行抽帧，获得 2 组多视角图像序列。

1.2　基于二维高斯泼溅的茶苗三维重建

为进一步获取茶树三维结构指标，量化茶苗冠层郁闭程度、通风透光条件及病虫害易发微环境等相关参数[23-24]。在双视角视频（平视和俯视 45° 2 个方向采集的环绕视频）采集的基础上，引入二维高斯泼溅技术对茶苗进行三维重建，生成包含枝干、叶片和花盆等结构的高密度三维点云模型，为后续枝叶分离和分枝夹角计算提供基础数据，流程如图 2 所示。二维高斯泼溅与传统基于网格或隐式辐

射场的重建方法相比,2DGS 能够以二维高斯基元较好表达物体表面结构,并通过可微渲染优化不同视角下的图像误差,在细节表达和计算效率之间取得较好平衡[25-26]。

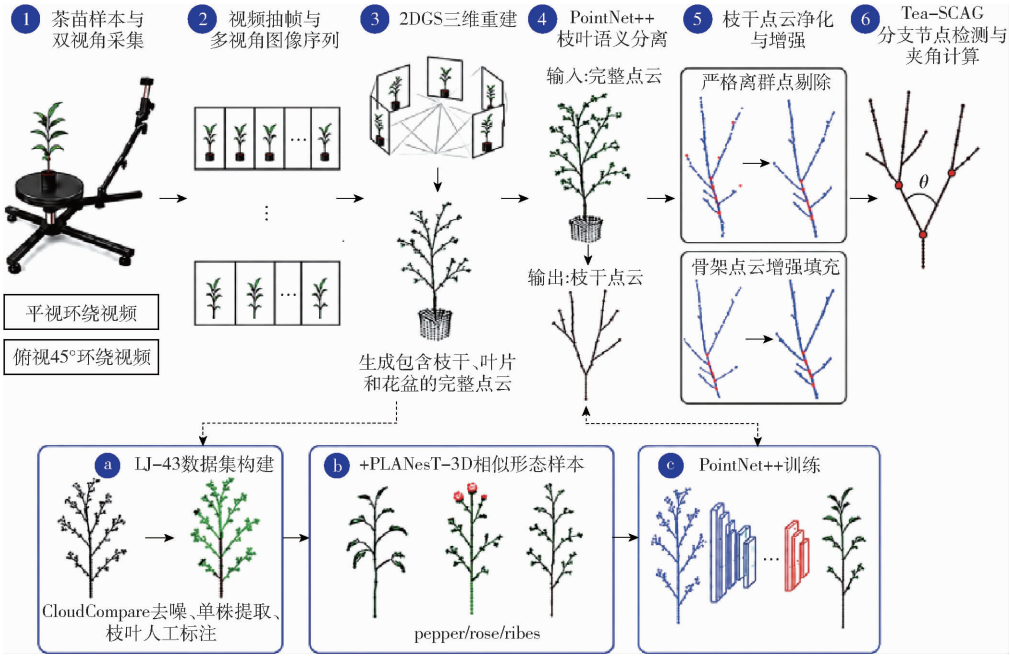

图 2 茶苗枝干三维点云分枝夹角提取总体方法流程图

Fig. 2 Overall workflow diagram of branch angle extraction from 3D point clouds of tea seedling stems

首先,将平视环绕视频和俯视 45°环绕视频按固定时间间隔抽帧,形成覆盖茶苗不同观察方向的多视角图像序列。其中,平视图像主要提供主干、侧枝和分枝节点的侧向结构信息,俯视 45°图像则补充顶部枝条、叶片背面及平视条件下被遮挡区域的空间信息。2 类图像共同输入重建过程,可减少单一视角导致的局部遮挡和结构缺失。

随后,对多视角图像序列进行相机位姿估计和稀疏结构初始化。通过提取不同图像之间的同名特征点并建立匹配关系,估计各帧图像的相机位姿参数,生成茶苗初始稀疏点云,为二维高斯基元初始化提供空间约束。在 2DGS 优化阶段,系统根据初始结构生成二维高斯基元,并将其投影到不同视角图像中,通过不断调整高斯基元的位置、尺度、方向、颜色和透明度等参数,使渲染结果与真实图像保持一致。经多轮优化后,最终获得茶苗的高密度三维点云模型。

采用 2DGS 进行茶苗三维重建产生较完整的茶苗三维点云,能够同时保留茶苗枝条的高度、空间方向、分枝角度和枝叶遮挡关系,更适合描述茶苗冠层内部空间结构。对于病虫害防控相关研究,冠层内部是否存在局部郁闭、枝条是否过度集中、侧枝是否贴近主干以及叶片是否形成遮挡层,均会影响植株内部通风、光照和湿度分布,为病虫害风险相关表型分析提供数据支持[26-27]。

1.3 茶苗点云数据集构建与枝叶分离网络

为训练适用于茶苗枝叶分离的 PointNet++网络,构建了自建茶苗点云数据集 LJ-43,共包含 70 株一年生“龙井 43”茶苗点云样本,所有样本点云均由前述双视角视频抽帧图像通过 2DGS 三维重建方法生成。其中,55 个样本作为训练数据,用于 PointNet++枝叶语义分割模型训练;其余 15 个样本作为测试数据,用于评价模型在茶苗枝叶分离上的效果[9]。LJ-43 数据集的制作流程主要包括背景点云去除、单株点云提取、枝叶人工分割和标签赋值等步骤。为直观展示 LJ-43 数据集样本特征,选取部分茶苗点云进行可视化展示,如图 3 所示。

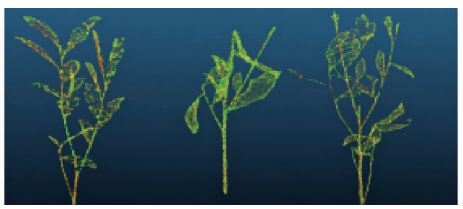

图 3 LJ-43 数据集样本

Fig. 3 LJ-43 dataset samples

标注完成后,将不同类别的点云分别赋予语义标签,形成可用于 PointNet++训练的点级标注数据[9,14]。其中,枝干点作为目标类别,叶片和叶柄点作为非目标类别。每个点云样本保存为包含空间坐标(x,y,z)、颜色信息(Red、Green、Blue,RGB)和类别标签的数据文件。

为缓解自建数据集样本量不足带来的过拟合问

题，引入 PLANesT－3D 公开数据集与自建 LJ－43 数据集进行联合训练，以增强 PointNet＋＋模型对不同植物形态和器官结构的泛化能力。LJ－43 数据集虽能够较好反映本文茶苗点云的实际特征，但样本数量相对有限，若仅依赖自建数据集训练，模型易受样本规模和单一品种形态限制。PLANesT－3D 数据集中包含 pepper、rose 和 ribes 等植物点云样本，其部分样本在植株形态上与一年生茶苗具有一定相似性，这些形态特征与茶苗枝叶分离任务中的主要难点较为接近，因此选取 PLANesT－3D 中的相关样本作为补充训练数据。

1.4　枝干点云净化与点云增强

经过 PointNet＋＋枝叶语义分割，茶苗点云中大部分叶片已被去除[9]。但由于茶苗枝条细小，形态与叶柄相近，二者在点云中均易表现为细长线状结构，且叶柄与枝干在空间上连接紧密，因此分割结果中仍会存在部分叶柄残留和局部干扰点。已有植物点云分割研究表明，器官形态相似、局部遮挡和边界不清晰等问题易导致点云语义分割中的误分割或残留现象[14-15]。若直接将该类点云用于分枝节点定位和夹角计算，残留叶柄可能被误判为真实侧枝，进而造成节点定位偏移或虚假分枝识别。为降低叶柄残留对后续改进 SCAG 算法的影响，在语义分割后进一步对枝干点云进行净化与增强处理[10]。

采用“统计离群点剔除—局部球域补点增强”的两阶段处理方法。首先，利用统计离群点剔除策略削弱枝干外围松散点、孤立噪声点和部分叶柄残留，使语义分割后的枝干点云更接近枝干主体结构；随后，在净化后的枝干点云基础上进行局部球域随机补点，恢复枝干点云的连续性和局部厚度，使其既减少非目标结构干扰，又满足后续分枝节点检测和夹角计算对点云连续性的要求[10]。

1.4.1　利用离群点法去除叶柄残留干扰

统计离群点剔除用于从语义分割后的枝干点云中识别局部邻域关系较弱的点。设语义分割后得到的茶苗枝干点云 P 为

$$P=\{\boldsymbol{P}_i=(x_i,y_i,z_i)\mid i=1,2,\cdots,N\}$$

式中　$\boldsymbol{P}_i$——点云中第 i 个三维点

对任一点 $\boldsymbol{P}_i$，利用 KD－tree 建立近邻搜索结构，并以其 k 个近邻点 $\boldsymbol{P}_{i,j}$ 的平均欧氏距离作为局部离散程度指标，即

$$\bar{d}_i=\frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k}\|\boldsymbol{P}_i-\boldsymbol{P}_{i,j}\|_2 \tag{1}$$

式中　$\bar{d}_i$——点 $\boldsymbol{P}_i$ 平均邻域距离

$\boldsymbol{P}_{i,j}$——点 $\boldsymbol{P}_i$ 第 j 个近邻点

与常规点云去噪中采用较多近邻点估计整体离散程度不同，为突出枝干外围松散点与叶柄残留的局部离散特征，设置 $k=1$，仅计算每个点到最近邻点距离。随后计算所有点平均邻域距离均值 μ_d 和标准差 σ_d，并构建离群点判定阈值 T，即

$$T=\mu_d+z_{\max}\sigma_d \tag{2}$$

式中　$z_{\max}$——标准差倍数，取 4

当 $\bar{d}_i<T$ 时保留该点，否则将其判定为离群点并剔除。经统计离群点剔除后枝干 P_c 点云可表示为

$$P_c=\{\boldsymbol{P}_i\in P\mid\bar{d}_i<T\} \tag{3}$$

式中　P_c——净化后枝干点云

该处理并非仅用于删除远离主体的孤立噪声点，而是通过最近邻距离约束进一步削弱枝干外围分布较松散的叶柄残留和局部干扰点。对于真实主干和主要侧枝，其点云通常沿枝条方向连续分布，最近邻距离相对较小；而叶柄残留、外围噪声或与主体连接较弱的点，最近邻距离往往较大，因此更易被识别为待剔除点。

1.4.2　骨架点云增强填充

经过严格离群点剔除，枝干点云中的叶柄残留和外围干扰点得到削弱，但点云整体也变得较为稀疏，局部枝条可能出现点密度不足的问题。为恢复枝干结构的连续性，对净化后骨架点云进行局部球域补点增强，如图 4 所示。设 P_c 中任一基点为 $\boldsymbol{p}=(x,y,z)$，以 $\boldsymbol{p}$ 为球心构建半径为 R 的局部球域。为使新增点在球体体积内均匀分布，采用随机采样模型

$$\Delta\boldsymbol{p}=\begin{bmatrix}Ru^{1/3}\sin\theta\cos\varphi\\ Ru^{1/3}\sin\theta\sin\varphi\\ Ru^{1/3}\cos\theta\end{bmatrix} \tag{4}$$

式中　$\Delta\boldsymbol{p}$——新增点相对于基点 $\boldsymbol{p}$ 的三维偏移量

φ——方位角，$\varphi\sim U(0,2\pi)$

θ——极角，$\theta\sim U(0,2\pi)$

u——均匀随机变量，$u\sim U(0,1)$

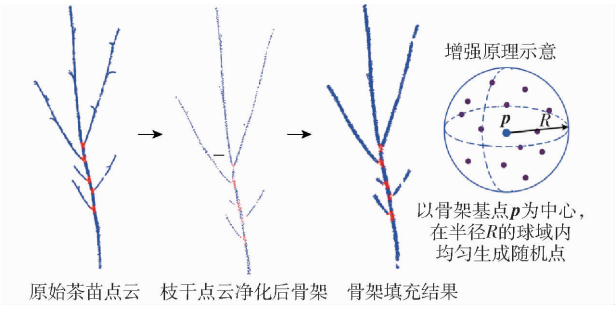

图 4　茶苗枝干点云净化与骨架填充示意图

Fig. 4　Principle diagram of tea seedling stem point cloud purification and skeleton filling

采用 $u^{1/3}$ 对半径进行变换，可使生成点在球体体积内保持均匀分布。对每个基点生成 M 个局部补点后，增强后的枝干点云 P_{aug} 可表示为

$$P_{\text{aug}} = P_c \cup \{\boldsymbol{p}'_m \mid \boldsymbol{p} \in P_c, m = 1, 2, \cdots, M\} \quad (5)$$

其中 $$\boldsymbol{p}'_m = \boldsymbol{p} + \Delta\boldsymbol{p}_m$$

式中 $\boldsymbol{p}'_m$——基点 $\boldsymbol{p}$ 周围生成的第 m 个补充点

设置增强半径 $R = 0.009$ m，并以每个骨架点为中心生成 $M = 15$ 个新点。通过对所有骨架点执行上述操作，可在不重新引入叶柄残留和外围噪声的前提下，提高枝干点云的连续性和局部厚度，为后续分枝节点检测与夹角计算提供更稳定的输入。

1.5 面向茶苗枝干的 Tea－SCAG 算法

在 SCAG 算法基础上构建适用于一年生茶苗枝干点云的 Tea－SCAG 分枝节点定位方法。不再重复展开 SCAG 的完整算法流程，重点针对点云稀疏、局部密度不均和叶柄残留干扰等特点，对原算法进行适应性改进。

SCAG 算法主要依据相邻切片中聚类数量和聚类位置关系判断候选分枝层，并通过向下区域生长搜索主干与侧枝的交汇区域。当 2 个生长方向的点集发生重叠时，算法将重叠区域的中位点作为分枝节点。该方法在枝干结构较清晰、叶片和叶柄干扰较少的点云中具有较好适用性。但对于一年生茶苗而言，枝条细小、节点邻域点密度低，经枝叶分离和点云净化后仍可能存在少量叶柄残留和局部断裂[28－29]。若直接采用 SCAG 方法，易将叶柄残留、侧枝端部或局部断裂区域误判为分枝节点，也可能在相邻切片中对同一真实节点产生重复检测，如图 5 所示。因此，在 SCAG 框架基础上，围绕“伪节点剔除、真实分叉验证和重复候选合并”3 个目标，构建适用于茶苗细枝点云的 Tea－SCAG 适应性改进流程。

具体而言，Tea－SCAG 先利用主干贴近约束判断候选节点是否靠近主干或主要枝条，从空间位置上剔除远离主干的干扰点；随后通过上方双分枝验证检查候选点上方是否同时存在主干延伸和侧枝 2 个有效方向，从形态结构上确认其真实分叉特征；在此基础上，针对相邻切片可能产生的重复候选点，分别设置相近节点合并和重叠候选合并机制，以减少同一真实节点的重复计数；同时引入下方主干支撑判断，检验候选节点是否与下方主干保持连续连接，从拓扑连续性上进一步排除由孤立噪声或叶柄残留引起的虚假候选点。上述 5 个模块按照“初筛−结构验证−去重−连续性检验−重叠合并”的思路逐步约束候选节点，使节点检测与茶苗枝干的实际空间结构更为一致。

1.5.1 主干贴近约束

为实现主干贴近约束，设初步检测得到的候选节点为 $q_j = (x_j, y_j, z_j)$。以候选节点的高度 z_j 为中心，截取厚度为 Δz 的局部点云切片 S_j。随后，对切片 S_j 进行密度聚类，获得若干聚类簇，并选取点数最多的聚类簇作为最大聚类 C_j^*。考虑到主干或主要枝条在局部切片中通常具有较高的点云密度和较大的点数规模，将最大聚类 C_j^* 作为候选节点邻域内的主干参考结构。进一步计算最大聚类 C_j^* 在水平面上的质心坐标 $o_j = (\bar{x}_j, \bar{y}_j)$，并将候选节点 q_j 投影至水平面，计算其投影点与质心 o_j 之间的水平欧氏距离 d_j。当 $d_j \leqslant \varepsilon_m$ 时，认为候选节点位于主干或主要枝条附近，予以保留；当 $d_j > \varepsilon_m$ 时，认为候选节点明显偏离主干参考结构，其可能由叶柄残留、侧枝末端或局部噪声等因素引起，因此予以剔除。该约束通过限制候选节点与局部主干参考结构之间的水平距离，可有效减少远离主干中心的虚假节点，提高候选节点筛选的准确性与可靠性。点云主干贴近约束原理如图 6 所示。

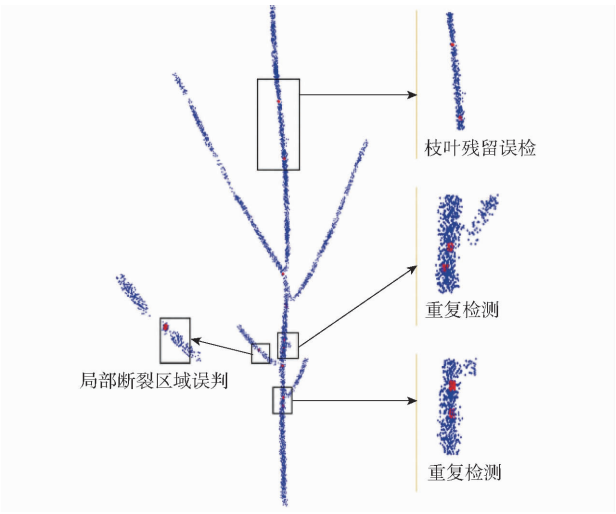

图 5 使用 SCAG 算法处理效果

Fig. 5 Processing results obtained using SCAG algorithm

1.5.2 上方双分枝验证

Tea－SCAG 增加了上方双分枝验证，即检查候选节点上方是否同时存在主干延伸方向和侧枝方向，原理如图 7 所示。对于真实分枝节点，其上方通常应存在 2 个能够持续追踪的枝条方向，分别对应主干延伸方向和侧枝方向。

设候选分枝节点为 q_j，在其上方沿高度方向设置若干连续的局部窗口 W_j^t，并分别对各窗口内的点云进行密度聚类。对于每个窗口的聚类结果，根据聚类质心与候选节点的水平邻近关系，以及聚类在相邻高度窗口中的空间连续性，筛选与候选节点相连的有效枝条聚类。若候选节点上方能够识别出两个空间上相互独立且可连续追踪的有效枝条方向，则认为其同时具有主干延伸和侧枝结构，符合真实分枝节点的形态特征，予以保留；若仅能识别出 1 个有效方向，或上方聚类结构缺乏连续性，则认为该候

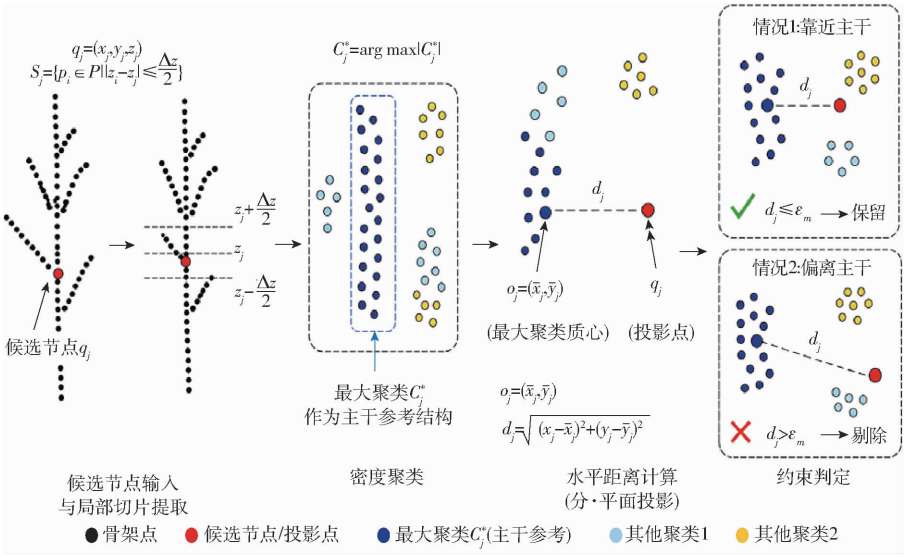

图 6　主干贴近约束原理

Fig. 6　Schematic of main-stem proximity constraint

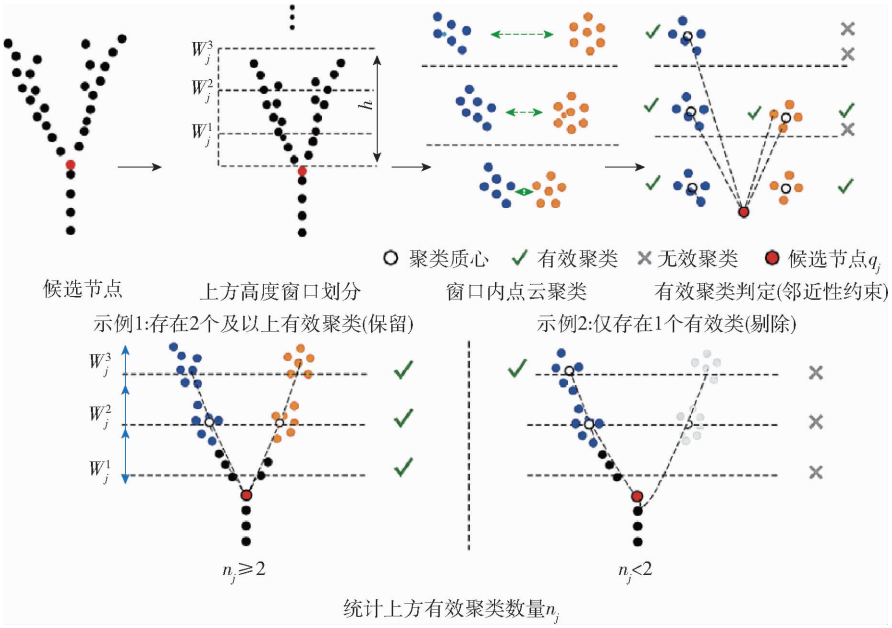

图 7　上方双分枝验证原理

Fig. 7　Principle of upper dual-branch validation

选点可能由叶柄残留、枝条断裂或局部噪声产生，予以剔除。

该步骤通过验证候选节点上方是否存在稳定的双方向分叉结构，提高了算法对真实分枝节点的识别能力，并减少了单一线状干扰结构造成的虚假节点。

1.5.3　相近节点合并

相近节点合并是指将空间位置接近、高度差较小的多个候选节点合并为同一真实分枝节点的处理过程，如图 8 所示。由于茶苗枝条较细，分层切片过程中同一真实分枝节点可能在相邻切片中被重复检测，导致出现多个相近候选点。为减少重复检测，Tea－SCAG 计算候选节点之间的水平距离 Δxy 和高度差 Δz。当二者分别小于设定阈值 ε_{xy} 和 ε_z 时，将这些候选节点视为同一节点组，并选取组内高度较低的候选点作为代表节点。该处理能够减少重复节点数量，使最终节点位置更接近真实分枝起始位置，从而提高分枝节点定位和夹角计算稳定性。

1.5.4　下方主干支撑判断

在此基础上，Tea－SCAG 进一步引入下方主干支撑判断检查候选节点下方是否与主干保持连续连接的判别过程，如图 9 所示。真实分枝节点不仅上方应有分枝结构，其下方也应与主干保持连续连接。因此，算法从候选节点向下回溯若干切片，判断候选点是否能够与下方主要聚类保持稳定的空间对应关系。如果候选节点下方缺乏连续的主干支撑，说明该点可能是由残余叶柄、孤立侧枝或局部噪声产生的异常点，应予以剔除。该约束增强了节点检测结

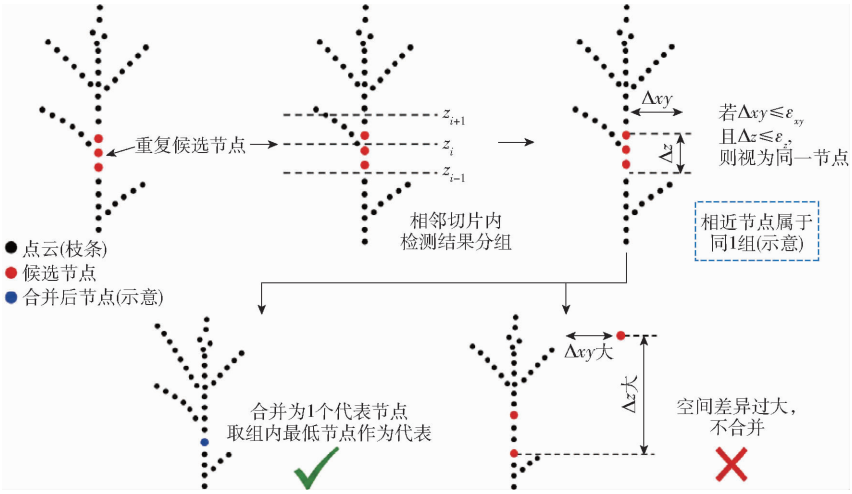

图 8 相近节点合并原理

Fig. 8 Principle of adjacent node merging

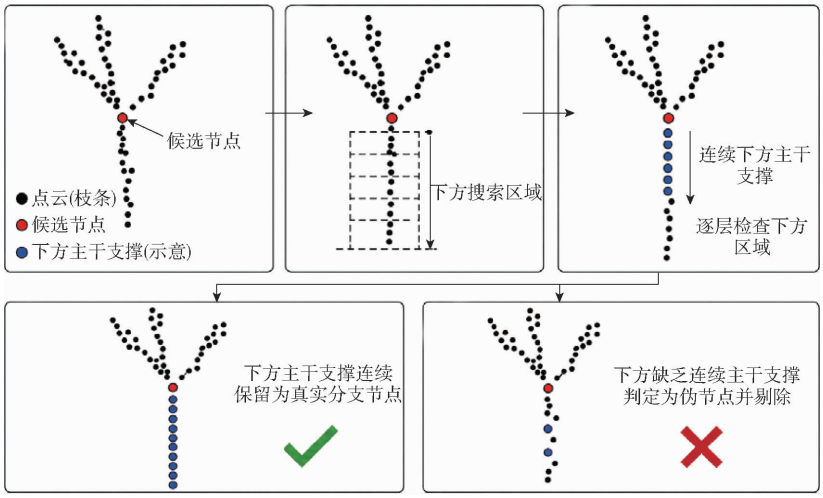

图 9 下方主干支撑判断原理

Fig. 9 Principle of lower main stem support judgment principle

果与茶苗主干拓扑结构之间的一致性。

1.5.5 重叠候选合并

经过相近节点合并,部分由同一真实分枝区域产生的候选节点仍可能因坐标存在一定偏差而未被合并。为进一步减少重复检测,Tea-SCAG 设计了基于局部支撑点集重叠关系的候选节点合并策略,原理如图 10 所示。

设候选节点 q_i 和 q_j 对应的局部支撑点集分别为 S_i 和 S_j。局部支撑点集指在候选节点生成过程,对节点位置及其分枝结构形成支撑的局部点云集

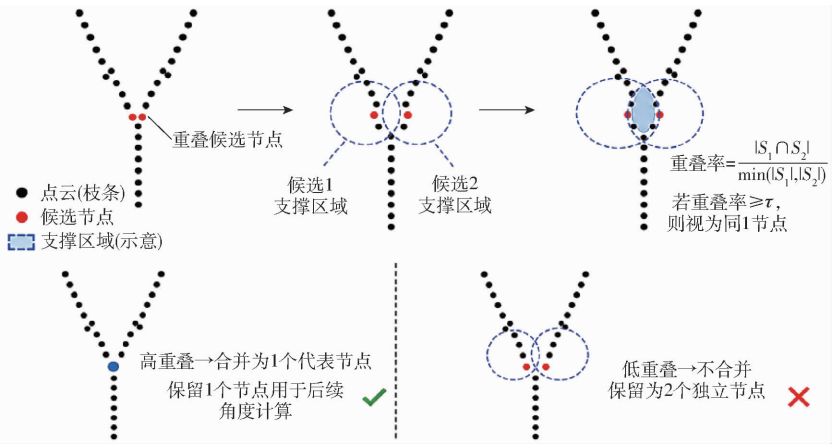

图 10 重叠候选合并原理

Fig. 10 Principle of overlapping candidate merging

合。若 2 个候选节点的支撑点集在空间位置和高度范围存在较大重叠，则表明二者可能由同一真实分枝区域重复触发。为定量描述 2 个支撑点集的重叠程度，定义其重叠率为

$$\rho_{ij}=\frac{|S_i\cap S_j|}{\min(|S_i|,|S_j|)} \tag{6}$$

式中　ρ_{ij}——候选节点 q_i 与 q_j 的支撑点集重叠率

$|S_i\cap S_j|$——2 个支撑点集共有点数

$|S_i|$、$|S_j|$——2 个支撑点集所包含点数

当 ρ_{ij} 大于或等于设定的重叠率阈值 τ 时，认为 2 个候选节点对应同一真实分枝节点并予以合并；当 ρ_{ij} 小于 τ 时，将二者保留为相互独立的候选节点。与仅依据候选节点坐标距离进行合并的方法相比，该策略进一步利用候选节点对应局部点云之间的结构关联，能够减少因点云稀疏、局部断裂或相邻切片重复触发造成的重复节点。

经过上述改进，Tea－SCAG 形成了“候选节点生成—主干贴近约束—上方双分枝验证—相近节点合并—下方主干支撑判断—重叠候选合并”的节点精化流程。与 SCAG 相比，Tea－SCAG 保留了分层聚类和向下区域生长的基本框架，并在候选节点生成后引入面向茶苗细枝点云的空间约束、结构验证、连续性判断和候选去重机制。这些改进能够降低叶柄残留、点云稀疏、局部断裂及重复触发对分枝节点定位的影响，提高分枝节点检测和分枝夹角计算的稳定性，使算法更适用于茶苗枝干点云的分枝夹角自动提取。

1.6　精度评价与试验设计

为评价所提方法的有效性，从枝叶分离、分枝节点检测和分枝夹角计算 3 个层面进行验证。枝叶分离精度采用总体准确率（Overall accuracy，OA）、各类别准确率、交并比（Intersection over Union，IoU）和平均交并比（mean Intersection over Union，mIoU）进行评价[30]。

分枝节点检测精度以人工标注的分枝节点为真值。若 Tea－SCAG 预测节点与人工标注节点之间的欧氏距离小于设定阈值 δ，判定该节点为正确检测节点；若预测节点无法与人工标注节点匹配，则判定为误检节点；若人工标注节点未被算法检测到，则判定为漏检节点。在此基础上，根据真阳性（True positive，TP）、假阳性（False positive，FP）和假阴性（False negative，FN）计算召回率（Recall，R）、精确率（Precision，P）和 F1 值。

分枝夹角计算以人工测量夹角为参照，采用角度相关系数 r 和有效角度数 N_{eff} 进行评价。其中，相关系数 r 用于衡量 Tea－SCAG 预测夹角与人工测量夹角之间的一致性，r 越接近 1，表明 Tea－SCAG 预测分枝夹角与人工测量结果之间的一致性越高。有效角度数 N_{eff} 表征不同参数组合或算法配置下能够进入夹角相关性评价的样本覆盖程度。N_{eff} 不直接表示角度计算精度，而用于反映方法在实际分枝结构上完成有效夹角提取的稳定性和覆盖范围。

为进一步分析算法鲁棒性，设置参数敏感性试验和消融试验。参数敏感性试验主要考察切片厚度 H、向下区域生长近邻点数 N 和角度采样距离 D 对分枝节点检测和角度计算结果的影响；消融试验通过去除 Tea－SCAG 中关键节点精化模块，分析各模块对最终检测效果的贡献。

2　结果与分析

2.1　茶苗三维重建及枝叶分离效果

如图 11 所示，平视视角抽帧结果（图 11a）能够较清晰地记录茶苗主干、侧枝及分枝节点的侧向形态。如图 12 所示，从重建结果看，双视角视频能够较完整地恢复单株茶苗的整体三维形态。重建点云中，主干走向、侧枝分布以及叶片位置等结构均能得到较清晰表达。



图 11　平视和俯视 45°双视角龙井茶苗抽帧序列图

Fig. 11　Frame extraction sequences of Longjing tea seedlings from horizontal and 45° oblique top-view perspectives

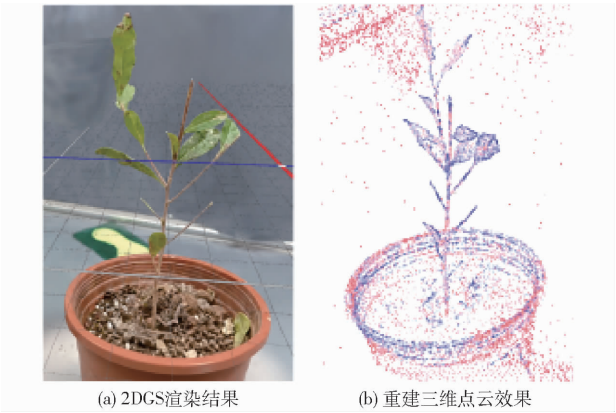

图 12　龙井一年生茶苗 2DGS 重建效果

Fig. 12　2DGS reconstruction results of one-year-old Longjing tea seedlings

训练后的 PointNet＋＋网络能够对茶苗重建点云进行逐点分类，并将大部分叶片点从完整植株点

云分离,分离精度结果如表 1 所示。枝干类别精确率和 IoU 分别为 86.5% 和 79.4%,叶片类别精确率和 IoU 分别为 91.2% 和 88.0%,总体准确率(OA)达到 89.3%,平均交并比(mIoU)为 83.7%。叶片分割效果优于枝干,主要原因在于叶片点云面积较大、空间分布相对连续,类别边界特征较为明显;而枝干点云通常较细,且与叶柄、叶片基部和局部遮挡区域存在空间邻近关系,因此在局部区域更易产生误分割。引入 PLANesT-3D 数据集后,模型对不同点密度、不同叶片姿态和不同器官尺度的适应能力有所增强。

表 1 枝叶分离精度结果

Tab. 1 Accuracy of stem-leaf segmentation %

类别	精确率	IoU
枝干	86.5	79.4
叶片	91.2	88.0
平均值	88.9	83.7
总体准确率	89.3	

误分情况主要出现在叶柄、与枝条紧密接触的叶片基部,如图 13 所示。叶柄在几何形态上近似细长圆柱体,易被网络识别为枝干。因此,枝叶分离结果不能直接用于夹角计算,仍需结合几何后处理削弱叶柄残留影响。总体来看,枝叶分离结果能够为后续枝干点云净化、分枝节点定位和分枝夹角计算提供较可靠数据基础。

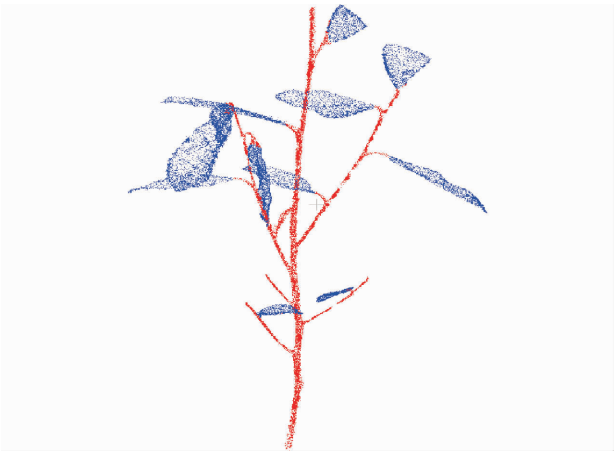

图 13 LJ-43 训练后 PointNet++分割茶苗枝叶效果

Fig. 13 Segmentation results of tea seedling stems and leaves using PointNet++ trained on LJ-43 dataset

经统计离群点剔除后,枝干点云中的孤立噪声点以及部分远离主干主体的叶柄残留和残叶点被有效删除,点云整体更接近真实枝干结构。通过对处理前后残留叶柄和残叶点进行统计,本文方法对残留叶柄和残叶的去除率达到 93%,说明严格离群点剔除能够较好地削弱非目标结构对枝干点云的干扰。如图 4 所示,对于枝条主体周围的离散噪声,该方法具有较明显的去除效果。

2.2 Tea-SCAG 分枝节点检测与夹角计算结果

SCAG 在分枝检测评价中,将算法预测节点与人工标注节点之间的欧氏距离作为匹配依据,若预测节点落入人工标注节点的邻域范围内,则记为正确检测;若预测节点附近不存在对应人工节点,则记为误检;若人工标注节点未被算法检测到,则记为漏检[6]。试验结果表明,Tea-SCAG 召回率、精确率和 F1 值分别为 82.3%、84.8% 和 83.4%,预测夹角与人工测量夹角之间相关系数 r 为 0.910。其中,节点检测指标表明该方法能够检测出大部分真实分枝节点,同时能够较好地控制误检节点数量。精确率略高于召回率,说明 Tea-SCAG 在当前茶苗数据上更倾向于保留结构可信度较高的候选节点,从而减少由叶柄残留、枝条端部和外围噪声引起的虚假分枝节点。相关系数 r 达到 0.910,说明算法提取的分枝夹角与人工测量结果具有较高一致性。上述结果的取得与本文前端点云重建质量、枝叶分离精度以及枝干点云净化增强流程密切相关。总体来看,Tea-SCAG 在茶苗枝干点云上的召回率、精确率、F1 值和 r 均较优,表明本文"2DGS 三维重建-枝叶分离-枝干点云净化与增强-Tea-SCAG 节点检测与夹角计算"的技术流程能够有效提升茶苗分枝夹角自动提取的可靠性。与直接基于原始枝干点云进行节点搜索相比,本文方法能够降低局部点云缺失、叶柄残留和相邻枝条干扰对节点定位与角度计算的影响。

Tea-SCAG 对于节点和分枝点检测结果如图 14 所示,其中红色为节点,蓝色为分枝点。

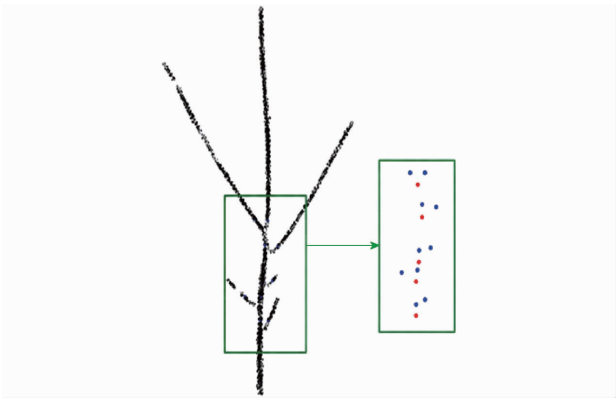

图 14 Tea-SCAG 分枝节点检测结果

Fig. 14 Tea-SCAG branch node detection results

2.3 Tea-SCAG 参数敏感性分析

Tea-SCAG 关键参数主要包括切片厚度 H、向下区域生长近邻点数 N 和角度采样距离 D。其中,H 和 N 主要影响分枝节点检测结果,D 主要影响分枝夹角计算结果。为分析参数对算法稳定性

的影响，分别比较了不同 $H-N$ 组合下节点检测精度，以及不同 $H-D$ 组合下角度相关系数 r 和有效角度数 N_{eff}。参数敏感性分析结果如图 15、16 所示。

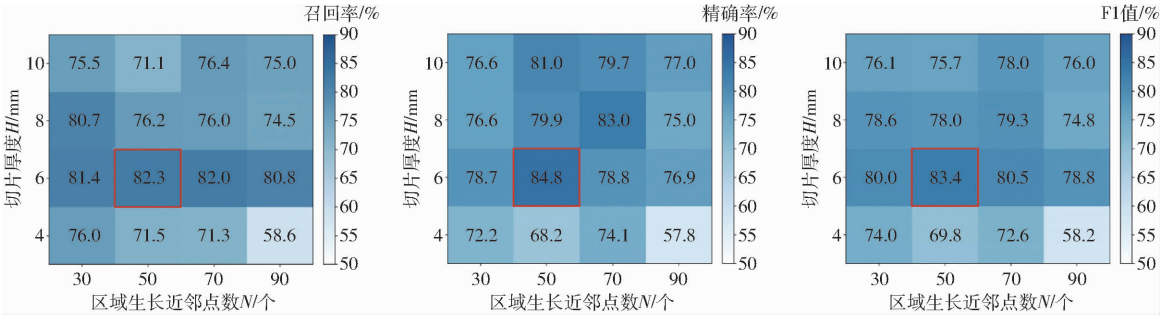

图 15　$H-N$ 参数对 Tea－SCAG 分枝节点检测结果的影响

Fig. 15　Effects of $H-N$ parameters on Tea－SCAG branch node detection

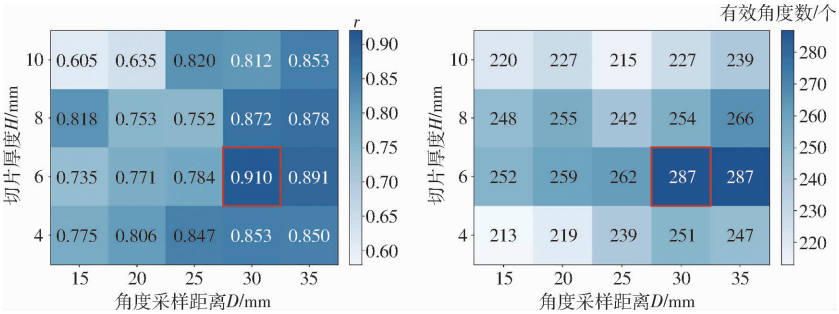

图 16　$H-D$ 参数对 Tea－SCAG 分枝夹角计算结果的影响

Fig. 16　Effects of $H-D$ parameters on Tea－SCAG branch angle calculation

从 $H-N$ 参数敏感性结果可看出，切片厚度 H 和区域生长近邻点数 N 对节点检测结果具有明显影响。当 $H=6$ mm、$N=50$ 时，Tea－SCAG 取得最优综合检测效果，精确率、召回率和 F1 值分别为 84.8%、82.3% 和 83.4%。较小的 H 能够提高垂直方向上的分层分辨率，使算法更容易捕捉分枝交汇处的局部结构变化；但当 H 过小时，同一真实节点可能在相邻切片中被重复触发，导致候选节点增多并提高误检风险。相反，当 H 过大时，多个局部结构可能被合并到同一切片中，使分枝出现位置被平滑，导致部分真实节点难以被准确定位。

区域生长近邻点数 N 主要影响向下区域生长过程中局部支撑点的搜索范围。当 N 过小时，区域生长过程获得的局部支撑点不足，易造成分枝交汇区域判断不稳定；当 N 过大时，搜索范围可能包含相邻枝条或外围干扰点，使候选节点位置偏离真实分枝节点。综合比较不同参数组合后，$H=6$ mm、$N=50$ 在保持较高召回率的同时获得了最高精确率和 F1 值，说明该参数组合在检测完整性和误检控制之间取得了较好平衡。

从 $H-D$ 参数敏感性结果可以看出，角度采样距离 D 对分枝夹角计算稳定性具有重要影响。当 $H=6$ mm、$D=30$ mm 时，角度相关系数 r 达到 0.910，为所有参数组合中的最优结果；当 D 继续增大至 35 mm 时，r 略降至 0.891。D 较小时，节点上方两侧分枝尚未充分分离，采样点容易受到主干点或分叉交汇区域点云的影响，导致角度估计波动；D 较大时，采样点可能远离真实节点局部结构，受到枝条弯曲、点云缺失或邻近枝条干扰的影响，从而降低人工测量角与算法计算角之间的一致性。因此，$H=6$ mm、$D=30$ mm 更适合作为 Tea－SCAG 在当前茶苗数据上的夹角计算参数。

2.4　Tea－SCAG 消融试验

为进一步分析 Tea－SCAG 中各节点精化模块对分枝节点检测和夹角计算结果的贡献，设计消融试验。消融试验以完整 Tea－SCAG 方法作为基准，分别去除主干贴近约束、上方双分枝验证、相近节点合并、下方主干支撑判断和重叠候选合并 5 个关键模块，并在相同茶苗枝干点云数据和相同参数设置下进行分枝节点检测与夹角计算。通过比较不同消融方案下召回率、精确率、F1 值和相关系数 r，分析各模块对减少误检、降低漏检、抑制重复检测以及提高夹角计算一致性的作用。

其中，主干贴近约束主要用于剔除远离主干或主要枝条的虚假候选节点；上方双分枝验证用于判断候选节点上方是否存在真实分叉结构；相近节点合并和重叠候选合并主要用于减少同一真实节点在相邻切片或重叠支撑区域中的重复检测；下方主干

支撑判断用于验证候选节点与下方主干结构之间的连续性。若去除某一模块后指标明显下降,表明该模块对 Tea－SCAG 稳定性和准确性具有重要贡献。结果如表 2 所示。

表 2 Tea－SCAG 关键模块消融试验结果

Tab. 2 Ablation experiment results of key modules in Tea－SCAG

方法	召回率/%	精确率/%	F1 值/%	r
Tea－SCAG 完整方法	82.3	84.8	83.4	0.910
去除主干贴近约束	84.4	70.1	76.5	0.822
去除上方双分枝验证	78.7	68.4	73.2	0.804
去除相近节点合并	78.2	68.9	69.5	0.819
去除下方主干判断	82.9	75.1	78.5	0.858
去除重叠候选合并	81.6	55.4	66.0	0.865

由表 2 可知,Tea－SCAG 召回率、精确率、F1 值和相关系数 r 分别为 82.3%、84.8%、83.4% 和 0.910,整体性能优于去除任一改进模块后的结果,说明各节点精化策略对茶苗分枝节点检测和夹角计算均具有积极作用。

从单个模块影响来看,去除主干贴近约束后,精确率由 84.8% 下降至 70.1%,F1 值下降至 76.5%,r 下降至 0.822,说明主干贴近约束能够有效剔除远离主干中心线的异常候选节点。茶苗枝干点云中常存在叶柄残留、枝条端部和外围离散点,这些结构在分层聚类过程中可能表现为局部簇数量变化,从而被误识别为分枝节点。主干贴近约束通过限制候选点与主干优势簇之间的空间关系,减少了此类误检。

去除上方双分枝验证后,召回率、精确率和 F1 值分别下降至 78.7%、68.4% 和 73.2%,r 下降至 0.804,表明该模块对判断候选节点是否具有真实分叉结构具有重要作用。去除相近节点合并后,精确率下降至 68.9%,F1 值下降至 69.5%,表明同一真实分枝节点在多个相邻切片中可能被重复检测,若不进行空间合并,会导致误检数量增加并降低综合检测效果。

去除下方主干判断后,精确率和 F1 值分别下降至 75.1% 和 78.5%,性能下降幅度相对较小,但仍低于完整方法,说明该模块能够筛除部分缺乏主干连续支撑的异常节点。去除重叠候选合并后,精确率下降至 55.4%,F1 值下降至 66.0%,是所有消融设置中精确率降幅最大的情况,说明基于支撑点集合重叠关系的候选合并对减少冗余节点和控制误检数量具有关键作用。总体来看,各模块共同作用提高了 Tea－SCAG 在茶苗细枝、点云稀疏和叶柄残留条件下的分枝节点检测稳定性,并进一步提升了分枝夹角计算结果与人工测量结果的一致性。

3 结论

(1)基于平视和俯视 45°双视角视频的 2DGS 三维重建方法能够较完整地恢复一年生“龙井 43”茶苗的整体空间结构。平视视角有利于获取主干、侧枝及分枝节点的侧向信息,俯视 45°视角能够补充顶部枝条和部分遮挡区域信息。与单一视角采集相比,双视角输入提高了茶苗点云结构的完整性,为后续枝叶分离和分枝夹角计算提供了较好的数据基础。

(2)针对枝叶分离后仍存在的叶柄残留和离散噪点,采用严格统计离群点剔除和局部球域补点增强相结合的处理方法。严格统计离群点剔除能够进一步削弱枝干外围叶柄残留和噪点干扰,获得较纯净的类骨架枝干点云;局部球域随机补点能够恢复枝干点云的连续性和局部厚度。“先净化、后增强”的处理流程提高了枝干点云的纯净性和连续性,为 Tea－SCAG 节点检测提供了更稳定的输入。

(3)构建的 Tea－SCAG 算法在 SCAG 分层切片、密度聚类和向下区域生长思想基础上,引入主干贴近约束、上方双分枝验证、下方主干支撑判断、相近节点合并和重叠候选合并策略,增强了算法对茶苗细枝、局部点密度不均和叶柄残留干扰的适应性。参数敏感性分析表明,$H = 6$ mm、$N = 50$ 时节点检测综合效果最好,$H = 6$ mm、$D = 30$ mm 时分枝夹角计算与人工测量结果的一致性最高。试验结果表明,Tea－SCAG 分枝节点检测召回率、精确率和 F1 值分别为 82.3%、84.8% 和 83.4%,分枝夹角预测结果与人工测量结果相关系数 r 为 0.910,说明该方法能够较稳定地完成茶苗分枝节点定位和夹角计算,可为分析茶苗冠层郁闭程度、通风透光条件和病虫害易发结构环境提供数据支撑。

参 考 文 献

[1] 翟肇裕,曹益飞,徐焕良,等. 农作物病虫害识别关键技术研究综述[J]. 农业机械学报,2021,52(7):1－18.
Zhai Zhaoyu, Cao Yifei, Xu Huanliang, et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 1－18. (in Chinese)

[2] Chen Z, Luo Z. Management of insect pests on tea plantations: safety, sustainability, and efficiency[J]. Annual Review of Entomology, 2025, 70(1): 359－377.

[3] Zhang C, Li H, Mei P, et al. QTL detection and candidate gene analysis of the anthracnose resistance locus in tea plant (*Camellia sinensis*)[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2025, 24(6): 2240－2250.

[4] 朱磊,江伟,孙伯颜,等. 基于神经辐射场的苗期作物三维建模和表型参数获取[J]. 农业机械学报,2024,55(4):184－

192,230.
Zhu Lei, Jiang Wei, Sun Boyan, et al. Three-dimensional reconstruction and phenotype parameters acquisition of seeding vegetables based on neural radiance fields[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 184 - 192, 230. (in Chinese)
[5] 徐胜勇,卢昆,潘礼礼,等. 基于 RGB - D 相机的油菜分枝三维重构与角果识别定位[J]. 农业机械学报,2019,50(2): 21 - 27.
Xu Shengyong, Lu Kun, Pan Lili, et al. 3D reconstruction of rape branch and pod recognition based on RGB - D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 21 - 27. (in Chinese)
[6] Zhang S, Song Y, Ou R, et al. SCAG: a stratified, clustered, and growing-based algorithm for soybean branch angle extraction and ideal plant architecture evaluation[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0190.
[7] 梁秀英, 周风燃, 陈欢, 等. 基于运动恢复结构的玉米植株三维重建与性状提取[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 209 - 219.
Liang Xiuying, Zhou Fengran, Chen Huan, et al. Three-dimensional maize plants reconstruction and traits extraction based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 209 - 219. (in Chinese)
[8] Huang B, Yu Z, Chen A, et al. 2D Gaussian splatting for geometrically accurate radiance fields[C]// Proceedings of the ACM SIGGRAPH 2024 Conference Papers, 2024: 1 - 11.
[9] Qi C R, Yi L, Su H, et al. Pointnet + + : deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30:5099 - 5108.
[10] 何东健,邵小宁,王丹,等. Kinect 获取植物三维点云数据的去噪方法[J]. 农业机械学报,2016,47(1):331 - 336.
He Dongjian, Shao Xiaoning, Wang Dan, et al. Denoising method of 3-D point cloud data of plants obtained by Kinect[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 331 - 336. (in Chinese)
[11] Li Y, Liu J, Zhang B, et al. Three-dimensional reconstruction and phenotype measurement of maize seedlings based on multi-view image sequences[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 974339.
[12] Yang D, Yang H, Liu D, et al. Research on automatic 3D reconstruction of plant phenotype based on multi-view images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108866.
[13] Mertoğlu K, Şalk Y, Sarıkaya S K, et al. PLANesT - 3D: a new annotated dataset for segmentation of 3D plant point clouds [PP/OL]. V1. arXiv(2024 - 07 - 30)[2026 - 06 - 30]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.21150.
[14] Li D, Shi G, Li J, et al. PlantNet: a dual-function point cloud segmentation network for multiple plant species[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 184: 243 - 263.
[15] Zhu J, Zhai R, Ren H, et al. Crops3D: a diverse 3D crop dataset for realistic perception and segmentation toward agricultural applications[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 1438.
[16] Fu Y, Xia Y, Zhang H, et al. Skeleton extraction and pruning point identification of jujube tree for dormant pruning using space colonization algorithm[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 13: 1103794.
[17] Gao J, Tang L, Su H, et al. Extraction of tree branch skeletons from terrestrial LiDAR point clouds[J]. Ecological Informatics, 2025, 85: 102960.
[18] Ziamtsov I, Navlakha S. Plant 3D (P3D): a plant phenotyping toolkit for 3D point clouds[J]. Bioinformatics, 2020, 36(12): 3949 - 3950.
[19] Shang L, Yan F, Teng T, et al. Morphological estimation of primary branch inclination angles in jujube trees based on improved PointNet + +[J]. Agriculture, 2025, 15(11): 1193.
[20] Wu S, Wen W, Wang Y, et al. MVS - Pheno: a portable and low-cost phenotyping platform for maize shoots using multiview stereo 3D reconstruction[J]. Plant Phenomics, 2020, 2020: 1848437.
[21] Wu S, Wen W, Gou W, et al. A miniaturized phenotyping platform for individual plants using multi-view stereo 3D reconstruction[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 897746.
[22] Mildenhall B, Srinivasan P P, Tancik M, et al. Nerf: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[J]. Communications of the ACM, 2021, 65(1): 99 - 106.
[23] Kerbl B, Kopanas G, Leimkühler T, et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. ACM Trans. Graph., 2023, 42(4): 139.
[24] Li J, Qi X, Nabaei S H, et al. A survey on 3D reconstruction techniques in plant phenotyping: from classical methods to neural radiance fields (NeRF), 3D Gaussian splatting (3DGS), and beyond[J]. Plant Phenomics, 2025,7(4): 100137.
[25] Gu X, Goto E. Computational fluid dynamics model with realistic plant structures to study airflow in and around a plant canopy on a cultivation shelf in a plant factory with artificial light[J]. Agriculture, 2024, 14(7): 1199.
[26] Liu S, Guo N, Jin J, et al. Characterizing the alterations in the phyllosphere microbiome in relation to blister blight disease in tea plants[PP/OL]. V1. arXiv(2024 - 01 - 17)[2026 - 06 - 30]. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs - 3862672/v1.
[27] Hartley R J L, Jayathunga S, Morgenroth J, et al. Tree branch characterisation from point clouds: a comprehensive review [J]. Current Forestry Reports, 2024, 10(5): 360 - 385.
[28] Dobbs H, Batchelor O, Peat C, et al. Quantifying robustness: 3D tree point cloud skeletonization with smart-tree in noisy domains[J]. Pattern Analysis and Applications, 2024, 27(1): 28.
[29] 仇志江,张林,姚垚,等. 三维点云场景语义分割研究进展[J]. 中国图象图形学报,2025,30(7):2325 - 2342.
Qiu Zhijiang, Zhang Lin, Yao Yao, et al. Survey on semantic segmentation in 3D point cloud scenes[J]. Journal of Image and Graphics, 2025, 30(7): 2325 - 2342. (in Chinese)
[30] 邹一波, 周泽政, 陈明, 等. 基于注意力机制的植物三维点云语义分割方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 129 - 139,157.
Zou Yibo, Zhou Zezheng, Chen Ming, et al. 3D plant point cloud semantic segmentation method APSegNet based on attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 129 - 139, 157. (in Chinese)