

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2024.10.008

马保建, 陈棒棒, 李学志, 等. 基于实例分割的休眠期枣树修剪枝参数提取方法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(10): 54–59, 68

Ma Baojian, Chen Bangbang, Li Xuezhi, et al. Extraction method of pruning parameters of dormant jujube tree based on instance segmentation [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(10): 54–59, 68

# 基于实例分割的休眠期枣树修剪枝参数提取方法<sup>\*</sup>

马保建<sup>1</sup>, 陈棒棒<sup>1</sup>, 李学志<sup>1</sup>, 蒋焕煜<sup>2</sup>

(1. 新疆理工学院机电工程学院, 新疆阿克苏, 843100;  
2. 浙江省农业智能装备与机器人重点实验室, 杭州市, 310058)

**摘要:**为实现休眠期枣树选择性修剪, 针对自动化剪枝过程中枣树枝干识别与参数提取困难的问题, 提出一种基于实例分割神经网络的枝干识别与参数自动提取的方法。首先, 通过前期搭建的视觉系统获取2个角度下的点云, 并基于骨架点重建完整的枣树点云, 利用CloudCompare V 2.11软件对枣树三维点云进行手工标注, 构建带语义信息的枣树点云数据集, 将标注完的376棵枣树, 按照8:2的比例分为训练集和验证集; 其次, 结合JSNet实例分割网络对枣树点云进行分割, 同时对比分析不同自然环境对实例分割精度的影响; 最后, 提出枣树修剪枝直径和长度参数自动提取的方法。试验结果表明: 休眠期枣树主干的分割精度为96%, 而修剪枝的分割精度为77%, 并且不同自然环境对分割精度影响较小。枣树修剪枝的直径拟合值与实际测量值误差范围在2 mm以内, 且其长度拟合值与实际值的误差范围在1 cm以内, 为后续准确确定枣树剪枝点的位置提供数据依据。

**关键词:** 休眠期枣树; 实例分割; 深度学习; 三维点云; 修剪枝

**中图分类号:** S225.93; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-5553 (2024) 10-0054-07

## Extraction method of pruning parameters of dormant jujube tree based on instance segmentation

Ma Baojian<sup>1</sup>, Chen Bangbang<sup>1</sup>, Li Xuezhi<sup>1</sup>, Jiang Huanyu<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Institute of Technology, Aksu, 843100, China;  
2. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou, 310058, China)

**Abstract:** In order to achieve selective pruning of dormant jujube tree, the identification and parameter extraction method of pruning branches of dormant jujube tree was proposed based on instance segmentation neural network, in view of the difficulty of extracting pruning parameters in automatic pruning process. Firstly, point cloud from two angles were obtained through the vision system built earlier, and a complete point cloud of date tree was reconstructed based on skeleton points. The three-dimensional point cloud of date tree was manually labeled by CloudCompare V 2.11 software, and dataset of date tree with semantic information was constructed. The labeled 376 trees were divided into training and validation dataset according to the ratio of 8:2, and then instance segmentation of dormant jujube tree was carried out by JSNet neural network. The influence of different natural environment for the segmentation accuracy was analyzed. Secondly, the fitting calculation method for diameter and length parameters of pruning branches was proposed. The experimental results showed that the segmentation accuracy of jujube tree trunk was 96%, and that of pruning branches was 77%, which was less affected by the natural environment. The relative error between the diameter fitting result and the actual value was less than 2 mm, and the error between the length value and actual measurement value was less than 1 cm, which provided a basis for the accurate determination of the location of pruning point of jujube tree.

**Keywords:** dormant jujube tree; instance segmentation; deep learning; three-dimensional point cloud; pruning branches

收稿日期: 2023年5月4日 修回日期: 2023年7月31日

<sup>\*</sup> 基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金(2022D01C357)

第一作者: 马保建, 男, 1987年生, 山东曹县人, 博士, 副教授; 研究方向为农业机器人, 计算机视觉。E-mail: 1009384790@qq.com

通讯作者: 李学志, 男, 1986年生, 山东桓台人, 硕士, 副教授; 研究方向为智能装备, 深度学习。E-mail: 563113515@qq.com

## 0 引言

冬季果树修剪通过去除多余的树枝控制树形结构以达到增加后期产量的目的<sup>[1]</sup>。传统的修剪是以人工修剪为主,但是人工剪枝过程靠自身的经验,随意性较强,并且用工成本高,劳动强度大,修剪效率低。而机械化的整株几何修剪主要针对带叶果树的粗剪,由于错剪、漏剪比较严重,不适合休眠期果树的精确剪枝<sup>[2]</sup>。而机器人修剪是一种选择性修剪的方式,通过视觉定位剪枝点引导机械臂到达目标位置完成修剪作业,可以提高剪枝效率并且避免大量有用枝条被误剪,从而提高果树产量<sup>[3]</sup>。对于修剪机器人重要的一步是对于果树修剪枝的识别与参数自动提取,为后续剪枝点的定位提供依据。

在非结构化的果园环境中,准确识别出果树的枝干信息比较困难,利用传统的算法对复杂背景下果树枝干进行识别,提出的算法通用性不强且处理过程比较繁琐<sup>[4]</sup>。近几年,随着深度学习技术的发展,许多学者利用该技术对果树枝干进行识别。马保建等<sup>[5]</sup>利用语义分割网络 DeepLab V3+ 对去除背景的枣树图像进行分割,得到枣树的主干和修剪枝的像素,然后提取其修剪枝的骨架,为后续剪枝点的准确定位提供依据。Fourie 等<sup>[6]</sup>利用图卷积神经网络对空间结构一致的无叶葡萄树进行枝干识别,确定需要修剪的葡萄树枝。Fernandes 等<sup>[7]</sup>基于不同层数(50、101)的 ResNet 特征提取网络的 Mask R-CNN 深度学习模型对于采集的休眠期葡萄树图像进行树干和树枝(藤条)的分割,结合图方法确定主干和树枝的连接点,利用连接点和树枝上的节点确定潜在的修剪位置。同样地,You 等<sup>[8]</sup>利用 Mask R-CNN 模型对休眠期的 U 型樱桃树枝干图像进行实例分割,依据侧枝与树干间的连接点估计剪枝所需的固定偏移量,在田间试验验证了可靠性,最终实现了 58% 的修剪成功率。虽然基于深度学习的方法对果树的枝干分割结果较好,但是缺少枝干的空间位置信息,后续需要进一步结合深度信息确定剪枝点位置。

从点云中分割出果树枝干能够得到其空间信息,但大部分研究集中在利用传统算法进行果树主干的识别,对于自动剪枝所需的修剪枝识别方法研究较少<sup>[9]</sup>。例如,Karkee 等<sup>[10]</sup>对获取的 20 幅单主干休眠期苹果树点云利用 ICP(Iterative Closest Point, ICP)算法重建一棵完整的苹果树,然后利用邻域规则分析其骨架,最后识别出主干和修剪枝,其中修剪枝的识别精度达到了 77%。Elfiky 等<sup>[11]</sup>获取单主干苹果树前后 2 幅点云并利用几何特征进行配准得到完整的苹果树,利用 RANSAC 算法对主干进行拟合,并结合聚类算法识别

出修剪枝,苹果树的主要修剪枝识别准确率为 96%。You 等<sup>[12]</sup>利用图方法分析 U 型樱桃树的三维点云数据,将其分为主干、支撑杆、顶枝和侧枝 4 类,然后对 29 棵樱桃树的骨架进行分析,结果表明平均分类精度为 70%。Fu 等<sup>[13]</sup>对重建的休眠期枣树点云进行骨架提取,结合图算法识别主干和树枝,在此基础上粗略确定剪枝位置。以上对于果树修剪枝识别的研究采用的是传统的算法或者特定的规则,不仅通用性不强,而且设计的算法复杂度较高。随着深度学习在三维点云领域已经取得了较大的进展,开始有相关学者利用深度学习方法对果树修剪枝点云进行识别,但是相关的文献较少。Ma 等<sup>[14]</sup>对重建的休眠期枣树点云利用 SPGNet 神经网络识别出修剪枝,并利用聚类算法提取出单个修剪枝,而对于修剪枝参数的自动提取方法有待进一步研究。

目前,对休眠期枣树枝干点云参数自动提取主要存在的问题:(1)枣树枝干的空间分布复杂且有部分遮挡;(2)自然条件下枣树修剪枝识别困难;(3)枣树点云不易标注且没有公开的数据集。针对以上问题,构建带语义信息的休眠期枣树三维点云,结合点云深度实例分割网络对枣树枝干进行实例分割,并探究不同光照情况对枝干分割准确率的影响。在识别出单个枣树修剪枝的基础上,提出修剪枝点云直径和长度参数的提取方法,为后续枣树剪枝点的准确定位提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 修剪枝参数提取过程

休眠期枣树修剪枝点云参数自动提取的过程包括枣树点云的获取与三维重建、点云数据预处理与归一化、点云数据标注、枣树枝干点云的实例分割和修剪枝参数提取五个部分(图 1)。

本文的试验场地在浙江义乌星凯家庭农场的枣园,枣树树龄为 5 年,为便于后期管理,枣树定植为开心形结构。首先在 3 种不同光照环境下,通过前期搭建的视觉系统获取 2 个角度下的点云,并基于骨架点重建完整的枣树点云。在晴天时,数据采集时间为 8:30—11:30 和 14:00—17:00,夜间采集时间为 19:00—21:30,采集了 752 幅枣树点云(每棵枣树 2 幅点云)。由于采集的点云数据存在大量的噪声需进行降噪处理,然后重建其完整三维彩色点云,总共重建得到 376 棵枣树,为了后续数据的处理,对点云进行下采样和归一化。其次利用 CloudCompare V 2.11 软件对枣树枝干点云进行手工标注,确保每个点都有属于自己的语义信息,然后利用以深度学习框架 TensorFlow 为基础的深度学习网络对枣树枝干进行实例分割。最后,对修剪枝点云进行参数(长度和直径)自动提取。

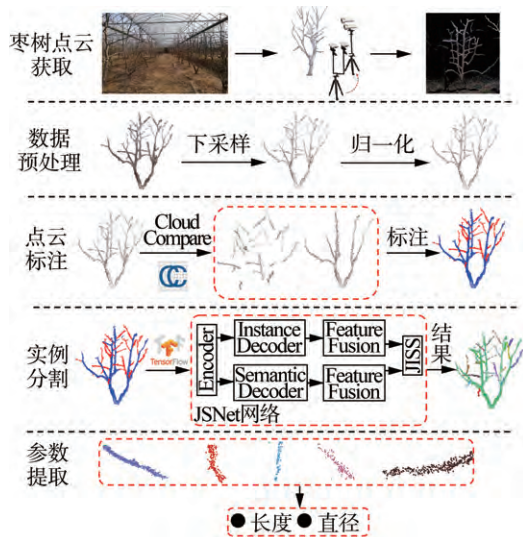


图1 枣树修剪枝参数提取的总体过程

Fig. 1 Overall process of parameter extraction for pruning branches

## 1.2 枣树点云标注

通过对枣树点云下采样、归一化预处理过程之后,对单棵枣树点云进行人工标注。目前主流的点云标注工具主要是针对自动驾驶领域点云数据进行标注,而且安装过程比较复杂,需要很多依赖库。本文利用开源且安装方便的 CloudCompare V2.11 软件对枣树点云进行标注(图2)。



(a) 选择单个修剪枝

(b) 点云标注结果

图2 枣树点云数据标注

Fig. 2 Data annotation of jujube tree point cloud

如图2(a)所示,具体流程如下:(1)激活枣树点云,点击Edit工具至Segment选项,选择枣树的修剪枝或主干并保存;(2)选择手动分割完成的修剪枝,通过Edit到Scalar fields,在其中的选项卡中选择Add constant SF输入其标签符号(label),定义修剪枝的label为1,点云的数据为 $(x, y, z, r, g, b, 1)$ ,如图2(b)所示;同样的定义主干的label为2,点云的数据为 $(x, y, z, r, g, b, 2)$ ,这样修剪枝和主干的一次标注过程就完成了,然后对剩余枣树的修剪枝和主干依次标注,直至所有数据都有属于自己的标签;(3)对于标注完的所有带标签的单个数据,需要最后合并成为一个整体的枣树点云数据,通过选择全部人工分割好的修剪枝和主干,选择Merge Multiple clouds功能进行合并操作,同时保存数据类型为ply格式,并获取对应的三维点云掩膜,图2(b)中绿色标签为主干、红色标签为修剪

枝。将标注完的376棵枣树,按照8:2的比例分为训练集和验证集(随机选择300棵枣树点云用于模型训练,76棵枣树用于验证测试),用于模型有监督的训练。

## 1.3 点云实例分割模型

JSNet深度学习神经网络<sup>[15]</sup>是一个实例和语义分割结合的直接用于处理无序三维点云的模型,其包括4个主要模块:编码器模块、两个平行的解码器模块结构(一个是提取每个点的语义信息用于语义分割任务,另一个是用于实例分割任务)、特征融合模块(Point Cloud Feature Fusion, PCFF)和联合分割模块(Joint Instance and Semantic Segmentation, JISS)。为了兼顾点云细节特征更好地提取以及减小计算机GPU资源消耗,在编码器模块中,利用单个PointNet++网络层<sup>[16]</sup>和3个PointConv网络层<sup>[17]</sup>的融合网络对枣树点云进行特征提取。同样地,解码器模块由3个PointConv网络层和单个PointNet++网络层构成。PCFF模块采用上采样方式融合解码器模块中的最后3个层( $N_a \times 128$ ,  $N_b \times 128$ 和 $N_c \times 256$ ,其中 $N_a$ ,  $N_b$ 和 $N_c$ 分别代表不同的点云数量,而128和256表示点云的特征数量)的特征,并输出尺寸大小为 $N_a \times 128$ 的融合特征。JISS模块对提取的语义特征和实例特征进一步的相互融合,以优化语义和实例分割的结果。JISS模块通过1维卷积将语义特征矩阵转化到实例特征空间,并与实例分割的 $N_a \times 128$ 特征进行融合,然后经Mean平均值函数和Sigmoid激活函数操作以后得到 $N_a \times 256$ 特征,然后经过2次1维卷积操作输出结果。JSNet网络输入的点云尺寸大小为 $N_a \times 9$ 的数据,经过编码器之后得到数量和特征大小为 $N_e \times 512$ 数据。利用平行结构的解码器得到尺寸大小为 $N_a \times 128$ 的点云,并采用PCFF模块融合最后3个层的特征信息,本文只利用了网络模型的实例分割模块,经过JISS模块进一步融合两个平行模块的特征得到点云数量与特征量大小为 $N_a \times K$ 的特征数据( $K$ 表示特征量大小),最后采用Mean-shift算法<sup>[18]</sup>对融合特征进行聚类得到枣树修剪枝点云的实例分割结果(图3)。具体的点云聚类过程:(1)随机选择点云中的一个点作为中心点,查寻距离中心点一定阈值范围内的所有点的集合;(2)计算中心点到阈值内点的所有向量并相加得到一个向量值,中心点沿着该向量值进行移动,得到新的中心点;(3)迭代以上步骤,使得向量值很小直到收敛,把迭代过程中遇到的点云归为一个簇也就是一类点云,如果在迭代过程中当前簇和已经存在的簇的中心距离小于规定阈值,就把两个簇合并为一个,也就是归为一类;(4)重复以上步骤直到所有修剪枝点云都被遍历标记。



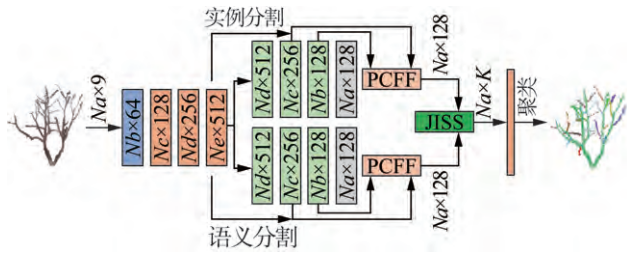


图 3 JSNet 网络实例分割模型

Fig. 3 Instance segmentation based on JSNet network

#### 1.4 网络训练与测试

JSNet 网络使用了深度学习 Tensorflow 框架,直接将枣树点云送入网络中进行训练。在训练过程中,使用 ADAM 优化器和随机梯度下降(SGD)来优化随时间变化的学习速率。在模型训练中,权重衰减为 0.000 1,动量衰减设置为 0.9。利用 SGD 方法更新神经网络各层的权重值。经过多次网络的训练试验,确定 JSNet 网络训练的超参数,如表 1 所示。

表 1 网络模型训练的超参数

Tab. 1 Hyperparameters of training model

模型训练参数	数值
特征提取	PointNet++/PointConv
输入点云个数	4 096
输入点云维度	9
步长	4
初始学习率	0.000 1
迭代次数	500

本研究所有的试验都在 Intel i7-6700 CPU 以及 NVIDIA 1080 Ti GPU 的 Ubuntu 16.04 操作系统上进行。在网络测试阶段,步长设置为 1,且 Mean-shift 算法中的偏移阈值设置为 0.6,对枣树修剪枝点云进行聚类,最终实现枣树实例分割结果。

#### 1.5 修剪枝参数提取

在分割出枣树修剪枝之后,自动提取修剪枝的直径与长度参数,具体流程如下。

1) 对单个枣树修剪枝点云归一化处理,建立其协方差矩阵并进行奇异值的分解,得到特征值以及对应的特征向量,依据最大特征值对应的向量即可确定修剪枝点云的主方向,计算如式(1)~式(4)所示。

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (1)$$

$$\tilde{X}_i = X_i - \bar{X} \quad (2)$$

$$\tilde{X} = [\tilde{X}_1, \dots, \tilde{X}_i] \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

$$H = \tilde{X} \tilde{X}^T = U_r \sum U_r^T \quad (4)$$

式中:  $X_i$ ——修剪枝点云的数据集,且  $X_i \in R^n$ ,  $R^n$  为可测集;

$\bar{X}$ —— $m$  个修剪枝点云数据集的均值;

$m$ ——进行归一化处理的修剪枝点云的数据集个数;

$\tilde{X}_i$ ——修剪枝点云数据集样本的均值;

$\tilde{X}$ ——修剪枝点云的样本均值集合;

$H$ ——协方差矩阵;

$\tilde{X}^T$ ——样本均值集合的旋转矩阵;

$U_r$ ——分解矩阵。

2) 沿着主方向对修剪枝进行切段处理,结合形心法求取每段的两个端面中心坐标  $(x_c, y_c)$ , 计算如式(5)和式(6)所示。

$$x_c = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (5)$$

$$y_c = \frac{\sum_{i=1}^N y_i}{N} \quad (6)$$

式中:  $x_i, y_i$ ——每段修剪枝点云两端面上的横坐标与纵坐标;

$N$ ——修剪枝点云分段的数量。

3) 利用中心坐标值计算此段点云的方向向量,并在该方向上进行投影,对投影后的点云结合最小二乘法进行圆拟合,得到此段修剪枝的半径值,依据该值进行圆柱拟合。

4) 对所有圆柱半径值求平均,利用该平均值计算得到修剪枝点云的直径  $D$ , 计算如式(7)所示。

$$D = 2 \times \frac{\sum_{i=1}^m R_i}{N} \quad (7)$$

式中:  $R_i$ ——每段点云待拟合圆柱的半径值;

5) 利用圆柱端面的中心点坐标集合,进行曲线拟合,得到修剪枝的拟合曲线长度  $L$  值,计算如式(8)、式(9)所示。

$$L_i = \sqrt{(x_{ci} - x_{ci-1})^2 + (y_{ci} - y_{ci-1})^2} \quad (8)$$

$$L = \sum_{i=1}^m L_i \quad (9)$$

式中:  $x_{ci}, y_{ci}$ ——第  $i$  段修剪枝点云分段端面处的中心点坐标值;

$x_{ci-1}, y_{ci-1}$ ——第  $i$  段修剪枝点云分段另一个端面处的中心点坐标;

$L_i$ ——每段点云拟合的长度。

#### 1.6 评价指标

利用精确率  $Precision(P)$ 、召回率  $Recall(R)$  和  $F1-score(F)$  评价点云实例分割网络的分割精度,计算如式(10)~式(12)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (10)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (11)$$

$$F = \frac{2PR}{P + R} \quad (12)$$

式中:  $TP$ ——枣树点云被正确分类;  
 $FN$ ——枣树点云被错误分类;  
 $FP$ ——被错误划分为其他类别。

## 2 试验结果与分析

### 2.1 枣树点云分割结果

本研究利用 JSNet 神经网络训练了枣树点云数据 500 个回合,训练时的损失曲线在前 100 个回合下降明显并趋于稳定,最后的  $Loss$  值为 0.03,整个网络训练的时间大约 5 h。在测试集上,预测单棵枣树点云所需平均时间为 85 ms。在 76 棵枣树测试集中随意选择了 8 棵枣树进行可视化结果,其中预测结果与真实值上下一一对应,如图 4 所示。通过观察发现,枣树点云错误分割主要原因有以下几个方面:(1)修剪枝被错误分割,一个修剪枝被识别为两个;(2)主干被识别为修剪枝或修剪枝被错误识别为主干;(3)有些小枝条的修剪枝(歧义枝)被错误识别。

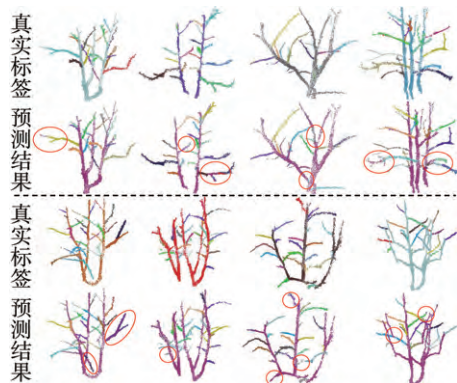


图 4 枣树枝干点云实例分割结果

Fig. 4 Results of instance segmentation for jujube tree

如表 2 所示,枣树主干分割精度(96%)高于修剪枝(77%),主要原因在于:(1)在标签制作过程中,把所有枣树主干归为一类,减少了类别数量;(2)主干的点云数量总体多于修剪枝数量且主干的几何特征比较容易区别(主干一般都是方向朝上);(3)修剪枝较细且错综复杂的分布在主干上,识别难度较大。但总体上 JSNet 神经网络模型能够对枣树修剪枝点云进行准确识别分割。进一步分析了不同光照环境下对枣树枝干点云实例分割结果的影响,构建 3 种不同光照条件下总共 30 棵枣树点云,其中晴天、阴天和夜间各 10 棵枣树数据。其中晴天时枣树枝干的平均分割精度

(87%)与阴天(86.5%)和夜间(86%)之间的差值较小,表明 JSNet 网络对不同光照环境下的枣树点云分割具有较好的鲁棒性。

表 2 在测试集上的分割结果评估

Tab. 2 Evaluation results on test sets

评估指标	$P$	$R$	$F$
修剪枝	77	68	72
主干	96	98	97

### 2.2 修剪枝参数提取结果

由于枣树修剪枝有一定程度的弯曲,如果对其直接进行圆柱拟合误差较大,本文提出一种对修剪枝分段求解的思路,先求修剪枝点云每段圆柱的直径,然后计算平均值(该值为修剪枝直径参数)。在对修剪枝圆柱拟合的过程中,切段数量对拟合结果有一定的影响,为了得到合适的数值,随机选择 5 个修剪枝点云进行拟合,试验发现当选择切段数量为 20 时,直径参数拟合值基本不再发生变化(图 5),因此选择该值作为圆柱拟合时的切段数量。最后又选择 10 个枣树修剪枝点云进行拟合试验(图 6),自动提取结果与实际测量进行对比。

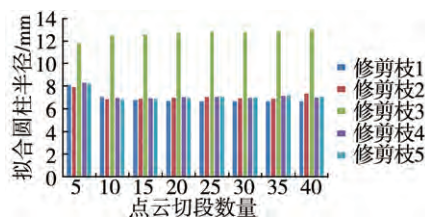
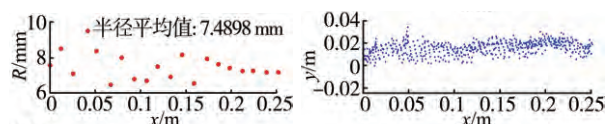
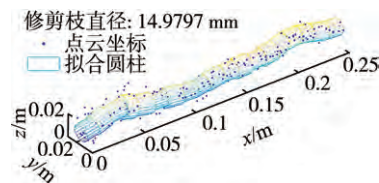


图 5 切段数量和拟合圆柱半径的关系

Fig. 5 Relationship between the number of segments and the radius



(a) 半径沿  $x$  轴分布 (b) 点云  $xoy$  平面投影



(c) 圆柱拟合

图 6 修剪枝直径拟合

Fig. 6 Diameter fitting of pruning branch

由表 3 可知,拟合结果与实际测量值相对误差在 2 mm 以内。在修剪枝点云长度拟合时,切片数量的多少对长度拟合结果有影响。为了得到切片合适的数量,同样选择 5 个修剪枝进行切片处理。当修剪枝切片数目为 15 时,拟合参数值基本趋于稳定,且拟合值和测量值之间的误差最小(图 7)。最后也选择 10 个修剪枝点云进行长度拟合(图 8),试验结果表明,自动拟

合值与人工测量值的误差范围在 1 cm 以内(表 4)。

表 3 直径拟合结果与测量值  
Tab. 3 Diameter fitting and measured values mm

枣树修剪枝	拟合结果	测量结果	误差值
1	14. 97	14. 40	0. 57
2	12. 97	12. 15	0. 82
3	13. 62	13. 10	0. 52
4	14. 92	13. 54	1. 38
5	15. 47	15. 86	−0. 39
6	13. 61	12. 92	0. 69
7	12. 56	13. 06	−0. 50
8	14. 89	14. 62	0. 27
9	12. 73	13. 16	−0. 43
10	11. 45	10. 28	1. 17

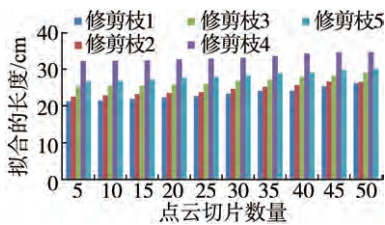


图 7 切片数目和长度关系

Fig. 7 Relationship between number of sections and length

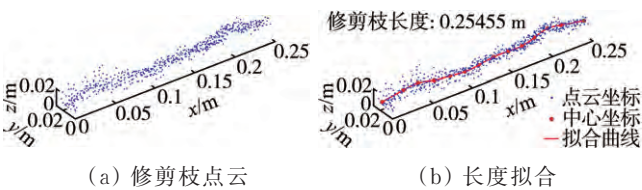


图 8 修剪枝长度拟合

Fig. 8 Fitting result for pruning branch

表 4 长度拟合结果与测量值  
Tab. 4 Length fitting and measured values cm

枣树修剪枝	拟合结果	测量结果	误差值
1	25. 4	25. 8	0. 4
2	24. 3	23. 5	0. 8
3	26. 4	25. 9	0. 5
4	33. 5	32. 6	0. 9
5	26. 3	26. 7	−0. 4
6	23. 7	22. 8	0. 9
7	28. 2	27. 5	0. 7
8	26. 4	25. 6	0. 8
9	31. 8	31. 4	0. 4
10	34. 6	35. 2	−0. 6

3 结论

1) 针对休眠期枣树剪枝过程中枝干识别较难的问题,构建枣树三维点云数据集,结合深度学习网络 JSNet 对枣树点云进行实例分割,并提出修剪枝参数

自动提取方法。

2) 本方法对修剪枝的分割精度为 77%,而且主干的分割精度为 96%,并分析不同自然环境对分割精度的影响。后续可以通过扩增休眠期枣树点云数据集或结合更好的深度学习实例分割模型,进一步提高修剪枝的分割精度。

3) 在枣树点云实例分割的基础上,对修剪参数自动提取。修剪枝直径拟合结果与实际值的相对误差在 2 mm 以内,而其长度拟合值与人工测量值的误差范围在 1 cm 以内,为后续剪枝点的自动定位提供依据。

参 考 文 献

[ 1 ] 付昱兴,李承明,朱江,等. Alpha-shape算法构建枣树点云三维模型[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 214—221.  
Fu Yuxing, Li Chengming, Zhu Jiang, et al. Three-dimensional model construction method and experiment of jujube tree point cloud using Alpha-shape algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(22): 214—221.

[ 2 ] 郑永军,江世界,陈炳太,等. 丘陵山区果园机械化技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 1—20.  
Zheng Yongjun, Jiang Shijie, Chen Bingtai, et al. Review on technology and equipment of mechanization in hilly orchard [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 1—20.

[ 3 ] Zahid A, He L, Zeng L, et al. Development of a robotic end-effector for apple tree pruning [J]. Transactions of the ASABE, 2020, 63(4): 847—856.

[ 4 ] Tabb A, Medeiros H. Automatic segmentation of trees in dynamic outdoor environments [J]. Computers in Industry, 2018, 98: 90—99.

[ 5 ] 马保建,鄢金山,王乐,等. 基于语义分割的矮化密植枣树修剪枝识别与骨架提取[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 313—319.  
Ma Baojian, Yan Jinshan, Wang Le, et al. Method for detection and skeleton of pruning branch of jujube tree based on semantic segmentation for dormant pruning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 313—319.

[ 6 ] Fourie J, Bateman C, Hsiao J, et al. Towards automated grape vine pruning: Learning by example using recurrent graph neural networks [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 36(2): 715—735.

[ 7 ] Fernandes M, Scaldasferri A, Fiameni G, et al. Grapevine winter pruning automation: On potential pruning points detection through 2D plant modeling using grapevine segmentation [J]. arxiv preprint arxiv: 2106. 04208, 2021.

(下转第 68 页)



- 能研究[J]. 化学工程, 2017, 45(8): 68—73.
- [8] 宋月鹏, 张帅, 李天华, 等. 果园混肥器设计与数值模拟分析[J]. 农业机械学报, 2018, 49(S1): 181—188.
- [9] 王凯, 虞军. 搅拌设备[M]. 北京: 化学工业出版社, 2003.
- [10] 林兴华, 胡锡文, 刘海洋. 糖化锅的搅拌与传热研究(1)——糖化锅的搅拌试验研究[J]. 啤酒科技, 2005(10): 32—36, 40.
- [11] 张伟. 新型筒式搅拌器性能参数的试验研究[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2007.
- [12] 程亮, 李志音, 马骏, 等. 搅拌器三大混合性能的模拟计算[J]. 石油和化工设备, 2018, 21(9): 15—18.
- [13] 郑津洋, 董其伍, 桑芝富. 过程设备设计[M]. 北京: 化学工业出版社, 2001.
- [14] 秦学民. 筒式搅拌器的研制及其搅拌性能研究[D]. 大庆: 大庆石油学院, 2008.
- [15] 傅志方, 华宏星. 模态分析理论与应用[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2000.
- [16] 李秋生, 李成松, 王丽红, 等. 基于下桩采摘的干后青花椒脱粒装置研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(3): 108—116.  
Li Qiusheng, Li Chengsong, Wang Lihong, et al. Research on threshing device of dried green Zanthoxylum based on branch picking [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(3): 108—116.
- [17] 孙义祥, 袁德创, 黄民柱, 等. 窗式空调低频振动分析与改善[C]. 2021年中国家用电器技术大会, 2021: 551—555.
- [18] 张岁庚. 基于ICEM—CFD水力旋流器有限元模型建立方法探究[J]. 科学技术创新, 2022(21): 163—166.
- [19] 江帆, 徐勇程, 黄鹏. Fluent高级应用与实例分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2018.
- [20] 许叶龙, 刘迎圆, 惠虎, 等. 固液混合过程的数值模拟及试验研究[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2019, 45(4): 675—680.
- [21] 张帅. 果园水肥一体化高效混肥灌溉系统的设计与试验[D]. 泰安: 山东农业大学, 2019.
- [22] Jia H, Wang F, Wu J, et al. CFD research on the influence of 45° disk turbine agitator blade diameter on the solid-liquid mixing characteristics of the cone-bottom stirred tank [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 45: 5741—5749.
- [23] Pukkella A K, Vysyaraju R, Tammishetti V, et al. Improved mixing of solid suspensions in stirred tanks with interface baffles: CFD simulation and experimental validation [J]. Chemical Engineering Journal, 2019, 358: 621.
- [24] Lane G L, Schwarz M P, Evans G M. Numerical modelling of gas-liquid flow in stirred tanks [J]. Chemical Engineering Science, 2005, 60(8—9): 2203—2214.
- [25] 刘晓波, 华祖林, 何国建, 等. 计算流体力学的科学计算可视化研究进展[J]. 水动力学研究与进展(A辑), 2004(1): 120—125.
- [26] 王学涛, 崔宝玉, 魏德洲, 等. 絮凝搅拌器内部流场特性数值模拟[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(10): 1442—1446.

(上接第 59 页)

- [8] You A, Parayil N, Krishna J G, et al. An autonomous robot for pruning modern, planar fruit trees [J]. arxiv preprint arxiv: 2206. 07201, 2022.
- [9] Verbiest R, Ruysen K, Vanwalleghem T, et al. Automation and robotics in the cultivation of pome fruit: Where do we stand today? [J]. Journal of Field Robotics, 2021, 38(4): 513—531.
- [10] Karkee M, Adhikari B, Amatya S, et al. Identification of pruning branches in tall spindle apple trees for automated pruning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 103: 127—135.
- [11] Elfiky N M, Akbar S A, Sun J, et al. Automation of dormant pruning in specialty crop production: An adaptive framework for automatic reconstruction and modeling of apple trees [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2015: 65—73.
- [12] You A, Grimm C, Silwal A, et al. Semantics-guided skeletonization of sweet cherry trees for robotic pruning [J]. arxiv preprint arxiv: 2103. 02833, 2021.
- [13] 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, 2022, 13.
- [14] Ma B, Du J, Wang L, Jiang H, Zhou M. Automatic branch detection of jujube trees based on 3D reconstruction for dormant pruning using the deep learning-based method [J]. Computers and Electronics in Agriculture. 2021, 190.
- [15] Zhao L, Tao W. JSNet: Joint instance and semantic segmentation of 3D point clouds [C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12951—12958.
- [16] 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.
- [17] Wu W, Qi Z, Fuxin L. Pointconv: Deep convolutional networks on 3D point clouds [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 9621—9630.
- [18] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603—619.