

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.08.033

基于语义分割的矮化密植枣树修剪枝识别与骨架提取

马保建^{1,2} 鄢金山¹ 王乐¹ 蒋焕煜^{1,3}

(1. 浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310058; 2. 新疆理工学院机械电气工程学院, 阿克苏 843100;
3. 浙江省农业智能装备与机器人重点实验室, 杭州 310058)

摘要: 为了实现休眠期枣树自动选择性剪枝作业, 针对复杂树形结构修剪枝难以识别的问题, 研究了基于语义分割网络实现自然场景中枣树修剪枝识别与骨架提取。通过 RGB-D 相机搭建的视觉系统获取不同天气情况下枣树的点云信息, 根据距离阈值去除复杂的枣园背景, 并构建枣树前景数据集。利用 DeepLabV3+ 和 PSPNet 2 种深度学习模型分割枣树枝干同时获取其修剪枝的掩膜, 并进行结果对比。对修剪枝掩膜进行二值化, 依据二值图像的面积去除噪声, 对去噪后的连通域标记, 并提取修剪枝骨架, 最终确定修剪枝数量, 建立修剪枝数量真实值与预测值之间的线性回归模型。结果表明: 基于 ResNet-50 特征提取网络的 DeepLabV3+ 模型识别结果最好, 平均像素准确率(mPA)、平均交并比(mIoU)分别为 89% 和 81.85%, 其中枣树主干、修剪枝 2 个类别的像素准确率(PA)和交并比(IoU)分别为 90.36%、80.98% 和 80.34%、66.69%; 在 3 种典型天气(晴天、阴天、夜间)情况下, 晴天枣树枝干的 mPA(91.97%)略高于阴天(91.81%)和夜间(90.98%), 同时, 预测的修剪枝与真实值的 R^2 (0.869 9)也高于阴天(0.837 3)和夜间(0.812 0), 并得到最小的 RMSE 为 1.161 8。

关键词: 休眠期枣树; 修剪枝识别; 骨架; RGB-D 相机; 语义分割

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)08-0313-07 OSID: 

Method for Detection and Skeleton of Pruning Branch of Jujube Tree Based on Semantic Segmentation for Dormant Pruning

MA Baojian^{1,2} YAN Jinshan¹ WANG Le¹ JIANG Huanyu^{1,3}

(1. College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China
2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Institute of Technology, Aksu 843100, China
3. Key Laboratory of Intelligent Equipment and Robotics for Agriculture of Zhejiang Province, Hangzhou 310058, China)

Abstract: Dormant pruning is a labor-intensive and time-consuming operation. It is an important part for the refined management of jujube orchard, which can control the tree structures by removing the over-long branches, thus decreasing the limbs density. Automated pruning using a robotic platform could be a better solution. To realize automatic selective pruning for dormant jujube tree, the segmentation of branch and trunk of tree was difficult in complex jujube orchard background. A method based on semantic segmentation network for branch recognition of jujube trees was studied in field. The visual system built by RGB-D camera was used to acquire the point cloud information of jujube trees under different weather conditions, and the background was removed by using the distance threshold for construction of foreground jujube tree datasets. Two kinds of semantic segmentation models, DeepLabV3+ and PSPNet, were utilized to segment branch and trunk of jujube tree and obtain the pruning branch mask, meanwhile the results of segmentation were compared. The mask of pruning branch was binarized, and the noise was removed based on the area of the connected domain of the binary image. The connected domain was labeled after denoising, and the branch skeleton was extracted. Finally, the number of pruning branch was determined, and the linear regression model for the real value and predicted value of the pruning number was established. The results showed that the DeepLabV3+ model based on ResNet-50 (feature extraction network) achieved the best segmentation results, and its average pixel classification accuracy

收稿日期: 2021-07-16 修回日期: 2021-09-22
基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2022D01C357)和国家自然科学基金项目(31870347)
作者简介: 马保建(1987—),男,博士生,新疆理工学院讲师,主要从事果树智能剪枝和农业机器人研究,E-mail: 1009384790@qq.com
通信作者: 蒋焕煜(1972—),男,教授,博士生导师,主要从事智能农业装备研究,E-mail: hyjiang@zju.edu.cn

and average intersection-over-union were 89% and 81.85%, respectively. The PA and IoU for trunk and pruning branch were 90.36%, 80.98% and 80.34%, 66.69%, respectively. The mean pixel accuracy for branch and trunk of jujube tree in sunny was 91.97%, which was slightly higher than that in cloudy (91.81%) and night (90.98%) under three typical weather conditions. Meanwhile, the R^2 was 0.869 9 between predicted values and real value in sunny, which was higher than that of cloudy day (0.837 3) and night (0.812 0), and the minimum RMSE (1.161 8) was obtained.

Key words: dormant jujube tree; pruning branch detection; skeleton; RGB-D camera; semantic segmentation

0 引言

近年来,红枣的种植面积和产量逐年增加,但在枣园的管理过程中,枣树的春季修剪(集中在1—3月)仍以人工作业为主^[1]。枣树的春季修剪通过去除多余或过长的树枝控制树形结构,达到增加红枣产量的目的^[2]。随着枣树的种植模式向矮化密植方向发展,并且其树形结构主要包括小冠疏层形和开心形结构,这种树形结构为机械化修剪作业提供了可能性^[3]。目前,枣树修剪机械的研制还处于探索阶段,刘玉冬^[4]研制的仿形修剪装置对矮化密植枣树进行整株几何修剪,达到了粗剪的目的,但错剪、漏剪较严重。而采用自动选择性修剪方式可以极大提高剪枝效率并且能够避免大量有用枝条被误剪,从而提高果树产量^[5-6]。

对于自动选择性修剪研究的关键部分是果树的枝干识别^[7]。近年来对于果树枝干识别的研究取得较大进展。文献[8-12]主要是针对果树的主干进行识别分割,而对于果树修剪枝识别并未涉及。

MAJEED等^[13]利用 SegNet 深度学习网络对单主干苹果树的树枝和树干进行识别,为自动压枝机器人研制提供依据,同时对比分析去背景与未去背景苹果树枝干的分割精度,结果表明去除复杂背景后的苹果树枝干分割精度得到提升。FERNANDES等^[14]利用实例分割算法 Mask R-CNN 对树形较简单的葡萄树潜在的修剪点进行识别,并结合图论算法最终确定枝条的修剪位置。KARKEE等^[15]通过搭建的视觉系统获取无叶单主干苹果树的点云信息,利用20帧点云重建其三维模型,结合特定的邻域规则对枝干进行分割,修剪枝识别精度为77%,该研究的重建过程较复杂,并且识别精度需进一步提高。BOTTERILL等^[16]利用多视图几何的方法重建葡萄树枝干三维模型,结合 SVM 算法识别葡萄树枝条的修剪位置,同时进行了田间试验,结果表明修剪一棵葡萄树需要2 min。虽然文献[13-16]对果树树枝识别分割进行了探索,但是主要集中在国外单主干的苹果树和树形较简单的葡萄树方面,而对于我国树形结构较复杂的开心形枣树修剪枝识别有

待深入研究。

本文利用 RGB-D 深度相机搭建的感知平台获取休眠期矮化密植开心形枣树的枝干彩色点云信息,并根据距离阈值去除复杂的枣树背景,以消除复杂背景对枣树枝干识别的影响,结合语义分割网络对去背景的枣树图像进行分割,探讨不同天气情况下枝干识别准确率。然后提取修剪枝的掩膜并对其二值化,依据二值图计算各连通域面积去除噪声,同时对连通域标记,提取修剪枝骨架,最后确定修剪枝数量,并建立修剪枝数量真实值与预测值的相关性,以期提取修剪枝长度参数并依据其长度进一步确定剪枝点位置提供依据。

1 材料与方法

1.1 试验场地与数据获取

试验场地位于浙江省义乌市星凯农场大棚内,大棚的主要目的是防止梅雨季节对枣树开花和结果的影响,且棚内无人工光源,在其内种植的枣树为5~6年生矮化密植开心形树形结构,由二次枝(修剪枝)和主干组成(图1a),树高为1.8~2.2 m,株距为1.5 m,行距为1.8 m。利用前期研究搭建的系统平台^[17]距离枣树主干1.1~1.3 m的位置获取枣树的枝干信息,如图1b所示(拍摄于2020年1月)。在2020年1—3月和2021年1—3月期间,获取不同光照条件下(晴天、阴天、夜间、遮光)休眠期的枣树枝干彩色点云(图1c~1e)。晴天时,数据采集时间为08:30—11:30,夜间采集时间为19:00—21:30,采集矮化密植开心形枣树彩色点云图像共1 032幅。

1.2 数据预处理与数据集构建

由于彩色点云是由 RGB 图像和深度图像通过深度相机内部参数的映射关系得到,因此利用深度信息即距离阈值为1.2 m(图2b,为显示清楚对其渲染)去除复杂的枣树背景(图2a),得到其前景图像(图2c)。枣树前景图像采用 Labelme 软件^[18]人工标注,标注完成后得到每幅图像的 json 格式数据(图2d),然后把数据变换成 PASCAL VOC 数据集格式,并获取对应的掩膜图像,图2e

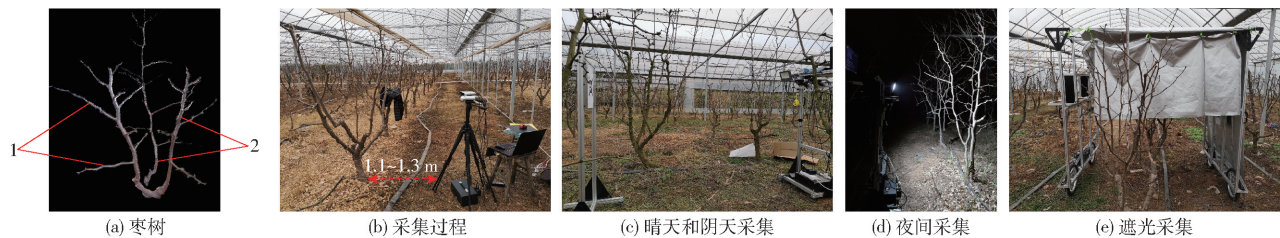


图 1 枣树树形结构与数据采集

Fig. 1 Structure of jujube tree and acquisition process under different environments

1. 枣树修剪枝 2. 枣树主干

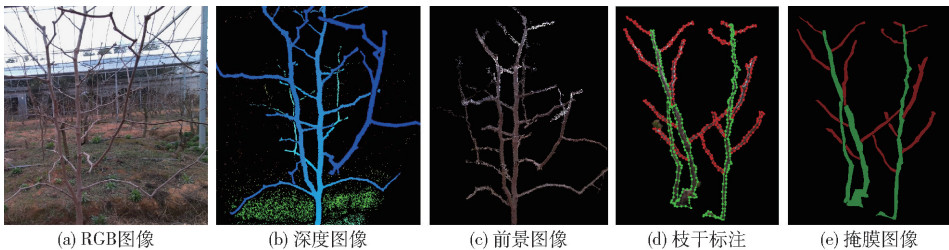


图 2 数据集构建过程

Fig. 2 Process of dataset construction

中绿色标签为主干、红色标签为修剪枝、其余部分为背景,将标注完的 1 032 幅前景枣树图像,按照比例 8:2分为训练集和验证集(随意选择 825 幅图像用于模型训练,207 幅图像用于测试),用于模型的有监督训练。

1.3 DeepLabV3 + 语义分割模型

本研究需要从复杂枣树树形结构中准确地识别出修剪枝,修剪枝和树干的颜色特征没有差异,但是在几何特征上存在一定的区别(大部分主干都朝一个方向,而修剪枝以一定倾斜角度分布在主干两侧),因此,利用数据驱动的方式学习枣树枝干之间几何特征的差异。CHEN 等^[19]利用 DeepLabV3 深度学习模型对部分有遮挡的苹果树(V 型结构)主干进行分割,并取得较好的结果,而 DeepLabV3 + 深

度学习模型^[20]在 DeepLabV3 框架^[21]基础上增加了解码结构,进一步提升图像的语义分割精度,在 PASCAL VOC 2012 数据集挑战中取得了良好的结果。因此,利用 DeepLabV3 + 模型对枣树的枝干进行分割。DeepLabV3 + 整体模型框架是一个带空洞卷积的编码-解码结构,如图 3 所示,其中不同的颜色代表不同的特征,该模型利用了空洞卷积金字塔池化机制(ASPP)进行多尺度的学习图像语义特征。为了得到参数量较少以及较好的分割模型,利用 MobileNet V2 和 ResNet-50 特征提取网络^[22-23]分别对枣树图像特征提取,得到图像的高语义信息特征和低语义信息特征。在模型编码阶段,利用并行的空洞卷积金字塔池化(包括 1×1 卷积层、不同膨胀率的 3×3 卷积层和全局平均池化层)对高语义

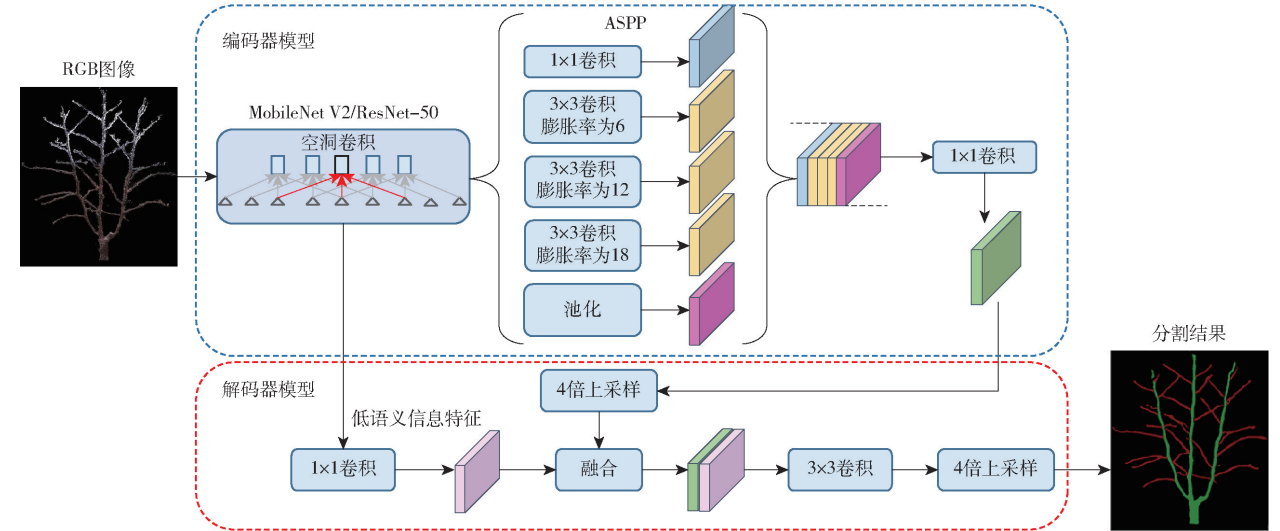


图 3 DeepLabV3 + 分割过程

Fig. 3 Segmentation process of DeepLabV3 +

信息进一步提取,并把提取的特征图融合在一起,经过一个 1×1 卷积层调整融合特征图的通道数并输出到模型解码阶段,输出的特征图利用双线性差值的方法上采样 4 倍,然后与低语义信息特征经 1×1 卷积层提取的特征融合在一起,最后利用 3×3 卷积层和简单的上采样层完成模型解码过程,实现图像的语义分割。

1.4 模型训练与参数设置

为了进一步提升模型训练效率,减少训练时间,利用数据集 (VOC12 + SBD) 的预训练模型,共享权重参数,对模型进行微调。具体步骤:①利用预训练权重对 DeepLabV3 + 模型进行初始化。②冻结特征提取网络的权值,并设置学习率为 0.02 对后端网络进行训练。③改变学习率为 0.002,对整个模型的权值参数进行微调训练。经过多次试验,最后确定 DeepLabV3 + 模型的训练参数,如表 1 所示。DeepLabV3 + 模型训练计算机处理器为 Intel Core i7 -6700,内存为 24 GB,以及 NVIDIA 12 GB 1080Ti GPU,操作系统为 Ubuntu 18.04。软件包括 CUDA 10.0、CUDNN 9.1 和 Python 3.7,模型训练利用的深度学习框架为 Pytorch 1.3。

表 1 模型训练主要参数

Tab.1 Main training parameters of model

参数	数值
基本学习率	0.001
输入图像尺寸/(像素 × 像素)	512 × 512
下采样倍数	16
步长	4
迭代次数	100

1.5 修剪枝骨架提取

在实现开心形枣树语义分割之后,进一步利用图像形态学的方法提取修剪枝条的骨架,以便后期提取修剪枝条长度参数。首先提取枣树修剪枝的掩膜并进行灰度化处理,采用最大类间方差法 (Otsu) 对枣树灰度图像二值化处理,利用 8 邻域方式对二值图像进行连通域标记,计算每个连通域面积,面积小于 200 个像素即被判定为噪声点并去除,大于该值则保留,同时对去噪后的连通域随机配色,最后利用文献[24]提出的骨架算法对修剪枝骨架进行提取,该方法在提取骨架过程中,不仅速度快,无毛刺生成而且细化后的骨架线连通性好^[25]。算法迭代过程 2 个步骤为:

(1)遍历修剪枝所有前景像素点(其中 1 代表前景,0 代表背景), $x_1 \sim x_9$ 像素位置分布如图 4 所示。满足像素点标记为删除点的条件为

$$\begin{cases} 2 \leq N(x_1) \leq 6 \\ S(x_1) = 1 \\ x_2x_4x_6 = 0 \\ x_4x_6x_8 = 0 \end{cases}$$

式中, $N(x_1)$ 表示与中心像素点 x_1 临近的 8 个像素中前景像素的个数; $S(x_1)$ 表示按照顺时针从 $x_2 \sim x_9 \sim x_2$ 过程中出现 0 ~ 1 累计次数总和。

x_9	x_2	x_3
x_8	x_1	x_4
x_7	x_6	x_5

图 4 x_1 像素点 8 邻域分布

Fig.4 Eight-adjacent neighborhood of x_1 pixel

(2)与步骤(1)相似,不断循环此步骤,直到没有满足条件的像素点为止,结果输出修剪枝的骨架。对符合以下条件的修剪枝前景像素点也标记为删除点。

$$\begin{cases} 2 \leq N(x_1) \leq 6 \\ S(x_1) = 1 \\ x_2x_4x_6 = 0 \\ x_2x_6x_8 = 0 \end{cases}$$

1.6 评估指标

利用像素准确率 (Pixel accuracy, PA)、交并比 (Intersection-over-union, IoU)、平均像素准确率 (Mean pixel accuracy, mPA)、平均交并比 (Mean intersection-over-union, mIoU)对模型进行评估。

同时,还利用决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE)对在不同天气情况下提取的修剪枝骨架个数进行分析。

2 试验与结果分析

2.1 DeepLabV3 + 模型训练评估

不同特征提取网络 (MobileNet V2 和 ResNet -50) 的 DeepLabV3 + 模型在训练集和验证集上的损失值曲线,如图 5 所示。模型迭代训练 100 次后已

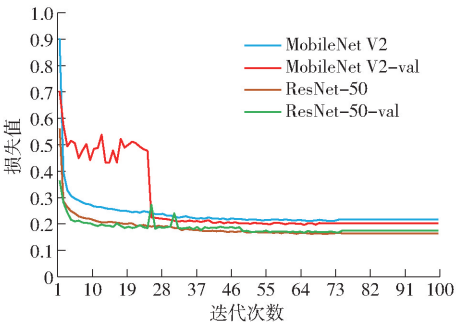


图 5 DeepLabV3 + 模型损失值曲线

Fig.5 Loss curves of DeepLabV3 + model

收敛,利用 MobileNet V2 网络的 DeepLabV3 + 模型的损失值在训练集和验证集(MobileNet v2 - val) 分别是 0.21 和 0.20,而 ResNet - 50 网络的损失值在训练集和验证集(ResNet - 50 - val) 分别是 0.16 和 0.17,并且比 MobileNet V2 特征提取网络收敛速度更快,表明该特征提取网络具有更好的性能,同时也表明 DeepLabV3 + 模型在训练过程中没有出现拟合现象。

2.2 不同特征提取网络性能评估

利用不同的特征提取网络对 DeepLabV3 + 模型训练,得到不同的训练权重,分别在整个验证数据集上(训练过程中没有出现过的数据)测试,结果表明:利用基于 ResNet - 50 网络作为特征提取的 DeepLabV3 + 模型在验证集上的性能表现优于基于 MobileNet V2 作为特征提取网络的模型,如表 2 所示。同时也对比了另外一个语义分割 PSPNet 模型^[26]在验证集上的性能表现,该模型与 DeepLabV3 + 模型一样也采用了空间金字塔池化层对图像进行多尺度特征学习,在图像分割任务中也有较高的分割精度,因此利用该模型与本文模型做对比。PSPNet 模型对输入的枣树前景图像利用 MobileNet V2 或 ResNet - 50 网络提取其特征,在特征图上利用空间金字塔池化模块(4 层金字塔结构)多尺度收集图像的语义信息,最后把特征网络提取的特征与金字塔模块提取的特征融合在一起,并再经过一个卷积层输出图像的分割结果。而该模型最高的 mPA 和 mIoU 均低于 DeepLabV3 + 模型的结果。

表 2 在验证集上的性能评估

Tab.2 Performance evaluation on validation dataset			
算法模型	特征提取网络	mPA/%	mIoU/%
DeepLabV3 +	MobileNet V2	88.25	78.34
	ResNet - 50	89.00	81.85
PSPNet	MobileNet V2	85.23	72.30
	ResNet - 50	87.98	77.99

2.3 枣树枝干分割结果分析

利用 DeepLabV3 + 模型得到的语义分割结果,如图 6 所示,其中图 6a 为不同天气(晴天、阴天、夜间)情况下的枣树前景图像,图 6b 为枣树图像的真实标签,图 6c、6d 为利用不同特征提取网络的分割结果。其中红色代表枣树修剪枝,绿色代表枣树的主干。在图 6c 的分割结果中,有部分枣树主干被错误分割为修剪枝,而且部分修剪枝没有被完全分割。在图 6d 的分割结果中有较小的修剪枝和噪声被识别,尽管在真实标签中这些都被标注为背景信息。

进一步分析枣树主干、修剪枝和背景的分割精度,对于枣树主干的识别结果 PA 和 IoU 高于修剪枝的识别结果,如图 7 所示。原因在于:①修剪枝相对于主干较细和短小,分割难度更大。②在枣树前景图像中,主干的像素多于修剪枝的像素,在训练过程中,被网络学到更多的语义特征信息。③由于开心形枣树树形结构复杂,在图像真实标签标注过程中,有些枝条不能被准确判断为是主干还是修剪枝引起歧义判断(蓝色圆圈内),如图 8 所示,也会对网络模型训练过程造成影响。对于提高修剪枝的识

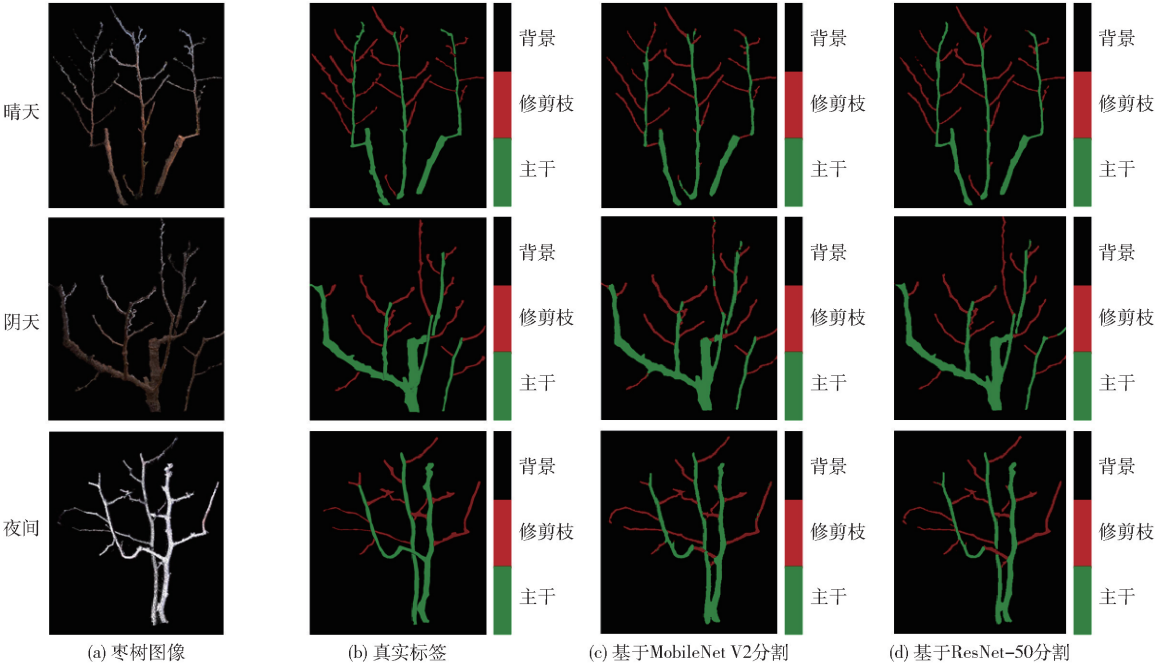


图 6 不同天气条件下的枣树分割结果

Fig.6 Segmentation results of jujube tree under different environments

别精度,可以通过进一步规范或统一枣树的树形结构(在保证枣树产量时,统一枣树主干的数量,同时使主干往同一方向生长,避免主干之间过多的交叉重叠)和增加训练数据集来解决。

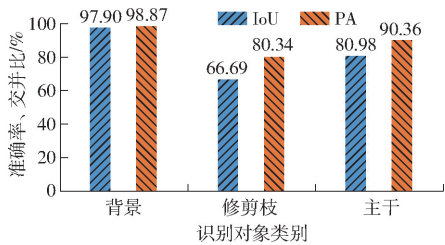


图7 枣树主干、修剪枝和背景的分割精度

Fig.7 Segmentation accuracy for trunk, branch and background

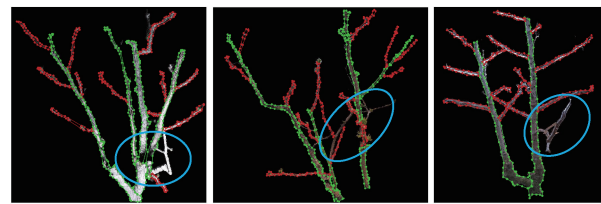


图8 歧义标注

Fig.8 Ambiguous annotation

同时,为了分析不同天气条件下对枣树枝干分割结果的影响,后续又构建了3种天气下的数据集(60棵枣树),包括晴天、阴天和夜间各20棵枣树数据。不同天气情况下识别精度如图9所示。其中晴天的mPA略高于阴天和夜间,而夜间mIoU略高于晴天和阴天。结果表明DeepLabV3+深度学习模型对自然环境条件下的枣树分割具有很好的鲁棒性。

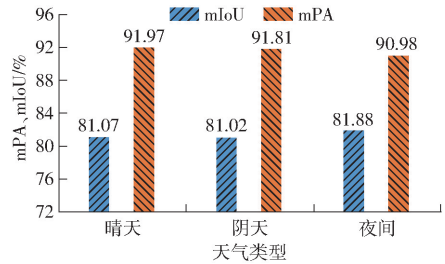


图9 3种典型天气下的分割精度

Fig.9 Segmentation accuracy under three weather conditions

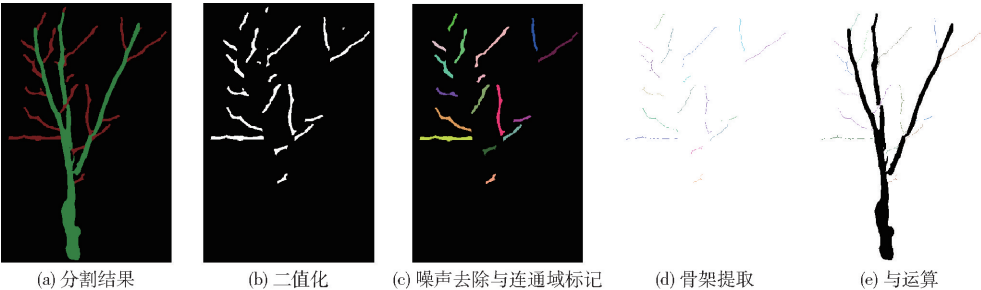


图11 修剪枝识别和骨架提取

Fig.11 Example of identification of pruning branch and skeleton extraction

2.4 修剪枝骨架提取分析

枣树修剪枝骨架提取过程如图10所示。同时把枣树主干标记配色RGB为(0,0,0),然后和提取的修剪枝骨架进行与运算,处理得到的结果如图11所示。为了分析不同天气对骨架提取的影响,利用2.3节所构建的60棵枣树数据集,对不同天气下的枣树进行修剪枝骨架提取,以确定修剪枝个数,并与真实修剪枝数量进行相关性分析,如图12所示。结果表明,晴天时修剪枝决定系数高于阴天和夜间,同时晴天时的均方根误差相比于阴天和夜间也最小。原因在于:①晴天时修剪枝的分割精度略高于阴天和夜间。②夜间获取的点云数据噪声最大,导致更多修剪枝粘连在一起,使得修剪枝预测值与真实值差距较大。

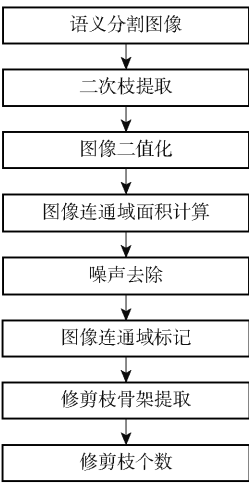


图10 修剪枝骨架提取过程

Fig.10 Process of skeleton extraction

3 结论

(1)利用RGB-D相机搭建的视觉系统获取枣树枝干信息,并建立了开心形枣树前景图像数据集,利用语义分割网络能够较准确分割自然环境下的复杂树形结构的枣树枝干,在DeepLabV3+分割模型中枣树主干、修剪枝2个类别的像素准确率(PA)和交并比(IoU)分别为90.36%和80.98%、80.34%和66.69%。通过规范粗放式的枣园管理以及扩增

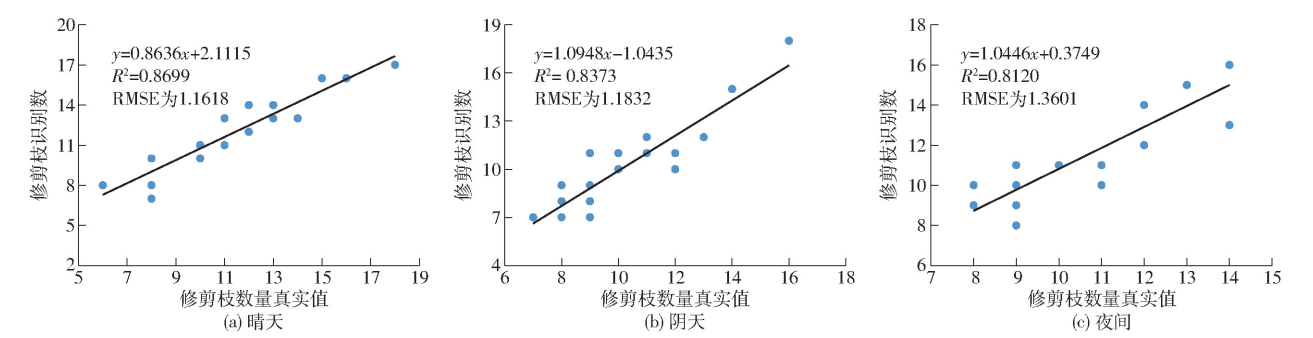


图 12 不同光照条件修剪枝预测值与真实值

Fig. 12 Analysis between predicted and ground truth values under different conditions

训练数据集的数量,可进一步提高修剪枝的分割准确率。

(2)与 PSPNet 模型相比,基于 ResNet-50 特征提取网络的 DeepLabV3+ 模型分割结果较好,利用该模型分析了不同天气下对枣树枝干分割结果,表明该模型在自然环境下具有很好的鲁棒性。

(3)晴天时修剪枝骨架提取的数量与真实值的决定系数最高, R^2 为 0.869 9,并且均方根误差也最小,为 1.161 8。为研究利用骨架线提取修剪枝长度参数并依据其长度进一步确定剪枝点位置提供数据基础。

参 考 文 献

[1] PENG F, ZHENG H N, LU S H, et al. Growth model and visualization of a virtual jujube tree[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019,157:146-153.

[2] 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 CSAE,2020,36(22):214-221. (in Chinese)

[3] 葛云,方珏,王世龙,等. 矮化密植枣园机械化修剪技术现状[J]. 农机化研究,2013,35(7):249-252.

GE Yun, FANG Jue, WANG Shilong, et al. Status of mechanized pruning techniques zaoyuan close planting dwarf[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(7):249-252. (in Chinese)

[4] 刘玉冬. 枣树仿形修剪装置的设计研究[D]. 石河子:石河子大学,2018.

LIU Yudong. Design and research of profiling and pruning device for jujube tree[D]. Shihezi: Shihezi University,2018. (in Chinese)

[5] 李守根,康峰,李文彬,等. 果树剪枝机械化及自动化研究进展[J]. 东北农业大学学报,2017,48(8):88-96.

LI Shougen, KANG Feng, LI Wenbin, et al. Progress advance on pruning mechanization and automation of fruit trees[J]. Journal of Northeast Agricultural University,2017,48(8):88-96. (in Chinese)

[6] 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. (in Chinese)

[7] HE L,SCHUPP J. Sensing and automation in pruning of apple trees: a review[J]. Agronomy,2018,8(10):211.

[8] 刘慧,朱晟辉,沈跃,等. 基于多特征融合的树干快速分割算法[J]. 农业机械学报,2020,51(1):221-229.

LIU Hui, ZHU Shenghui, SHEN Yue, et al. Fast segmentation algorithm of tree trunks based on multi-feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(1):221-229. (in Chinese)

[9] AMATYA S, KARKEE M, GONGAL A, et al. Detection of cherry tree branches with full foliage in planar architecture for automated sweet-cherry harvesting[J]. Biosystems Engineering,2016,146:3-15.

[10] TABB A, MEDEIROS H. Automatic segmentation of trees in dynamic outdoor environments[J]. Computers in Industry,2018, 98:90-99.

[11] ZHANG J, HE L, KARKEE M, et al. Branch detection for apple trees trained in fruiting wall architecture using depth features and regions-convolutional neural network (R-CNN)[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2018,155: 386-393.

[12] 杨长辉,王卓,熊龙烨,等. 基于 Mask R-CNN 的复杂背景下柑橘树枝干识别与重建[J]. 农业机械学报,2019,50(8): 22-30,69.

YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Identification and reconstruction of citrus branches under complex background based on Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(8):22-30,69. (in Chinese)

[13] MAJEED Y, ZHANG J, ZHANG X, et al. Deep learning based segmentation for automated training of apple trees on trellis wires[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2020,170:105277.