doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.028

基于改进UNet的樱桃树枝直径计算方法

李振东[1,2] 李云飞[1,2] 杨立伟[1] 刘 刚[1] 吕树盛[3] 宫艳晶[3]

（1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室，北京 100083；2. 中国农业大学烟台研究院，烟台 264670；
3. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司，北京 100083）

摘要：针对果园环境中樱桃树图像分割和直径计算精度低的问题，本文提出一种基于改进UNet的休眠期樱桃树枝直径计算方法。首先，对樱桃树的主干和枝条采用分类网格化标记，增加UNet对枝干数据的训练量；其次，选取通用性强的VGG16，替换UNet的主干特征提取网络，并在池化层后加入SAM模块，克服复杂背景和枝干结构的影响；再次，使用加权交叉熵损失函数，赋予各类目标不同的权值，解决像素类别不平衡问题；最后，在UNet获取的枝干掩膜图像中生成最大内接圆，通过最大内接圆直径计算枝干实际直径。实验结果表明，改进的UNet模型检测休眠期樱桃树的MPA和MIoU分别达到85.79%和77.97%，相比原UNet模型提高0.52个百分点和4.49个百分点。将本文方法与实地测量的方法进行线性回归分析，得到树枝直径计算结果的决定系数均不小于0.915 7，均方根误差均不大于0.86 mm。表明本文提出的方法能准确分割樱桃树枝干图像，计算枝条直径，可为樱桃树自动化修剪提供有效的技术支持。

关键词：樱桃树；U-Net；深度学习；距离变换；直径计算

中图分类号：TP391 **文献标识码：**A **文章编号：**1000-1298(2024)S1-0263-07

Calculation Method for Cherry branch Diameter Based on Improved UNet

LI Zhendong[1,2] LI Yunfei[1,2] YANG Liwei[1] LIU Gang[1] LÜ Shusheng[3] GONG Yanjing[3]

(1. *Key Laboratory of Smart Agriculture Systems Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing* 100083, *China*
2. *Yantai Institute of China Agricultural University, Yantai* 264670, *China*
3. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Science Group Co. Ltd., Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In response to the low accuracy of cherry tree image segmentation and diameter calculation in orchard environments, a dormant cherry branch diameter calculation method was proposed based on improved UNet. Firstly, the main trunk and branches of cherry trees were classified and grided to increase the training capacity of UNet on branch data. Secondly, VGG16 with strong universality was selected to replace the backbone feature extraction network of UNet, and a SAM module was added after the pooling layer to overcome the influence of complex backgrounds and branch structures. Again, using a weighted cross entropy loss function, assigning different weights to various targets to solve the problem of imbalanced pixel categories. Finally, the maximum inscribed circle was generated in the branch mask image obtained by UNet, and the actual diameter of the branch was calculated based on the maximum inscribed circle diameter. The experimental results showed that the improved UNet model achieved an MPA and MIoU of 85.79% and 77.97% for detecting dormant cherry trees, respectively, which were 0.52 percent points and 4.49 percent points higher than that of the original UNet model. Linear regression analysis was conducted between the described method and the field measurement method, and the determination coefficients of the branch diameter calculation results were all no less than 0.915 7, with root mean square errors no more than 0.86 mm. This indicated that the method proposed can accurately segment cherry tree branch images, calculate branch diameters, and provide effective technical support for automated pruning of cherry trees.

Key words: cherry tree; U-Net; deep learning; distance transform; diameter calculation

收稿日期：2024-07-17 修回日期：2024-09-24

基金项目：山东省自然科学基金项目(ZR2020MC084)

作者简介：李振东(1998—)，男，硕士生，主要从事深度学习在农业智能检测方面的应用研究，E-mail: bylizd@163.com

通信作者：杨立伟(1981—)，女，副教授，主要从事农业物联网研究，E-mail: yangliwei@cau.edu.cn

0 引言

中国甜樱桃产业发展迅猛，目前全国甜樱桃栽培面积达到2.0×10^5 hm^2，是全世界栽培面积最大的国家[1]。休眠修剪是关键的生产过程之一，有助于确保果树健康、果实的产量和质量[2]。在全球农业劳动力需求增长的背景下，自动化修剪的需求逐渐增加，这种修剪方法的关键是通过枝干直径特征，做出修剪决策[3]。

为实现枝干特征的区分，许多学者使用图像处理技术，对植物枝条的识别展开研究。姬伟等[4]提取颜色空间中的色差因子和颜色因子，对苹果树枝的灰度进行对比度分析，通过限制对比度的阈值剥离树枝区域。黄彪等[5]用图像处理技术提取枇杷枝条的特征图，根据连枝特征和表皮特征获得枝条中心轴坐标和直径。基于颜色阈值进行图像处理的方法，虽然效率高，但这种方法的结果容易受不同照明条件的影响[6]，鲁棒性差。

近年来，随着深度学习技术的快速发展，图像分割技术在果树枝干检测上有了更广泛的应用。ZHANG等[7]将伪彩色图像和深度图像输入R-CNN，检测苹果树的树枝，并用边界优化算法提升枝干区域的精度。CHEN等[8]采集果园苹果树的夏季影像和对应的冬季影像，用Adobe PhotoShop标注的夏季影像训练HOB-CNNv2模型，用冬季影像提升模型性能，提高了在较大遮挡情况下检测树枝精度。李政凯等[9]通过引入CABM和定制损失函数，改进PSP-Net模型，提取冬季猕猴桃图像的枝条区域，获得了更优的枝条连续性和识别准确性。

在果园复杂环境中，休眠期樱桃树颜色与地面相似，结构与其他樱桃树重叠，且露天环境光照变化大，导致枝干图像分割困难、直径计算精度大大降低。本文提出一种基于改进UNet的樱桃树枝直径提取方法，从果园中采集休眠期樱桃树图像作为实验数据，进行预处理后，使用分类网格化标注方法标注枝干区域，制作标签数据集。将主干特征提取网络替换为VGG16，引入SAM和加权交叉熵损失函数，采用迁移学习方法，得到语义分割模型VSW-UNet。根据VSW-UNet提取的樱桃树枝干掩膜，计算目标枝条直径。

1 材料与方法

1.1 数据采集

本文数据集图像拍摄于2024年3月7日—4月5日，采集地点为山东省烟台市农科院，采集对象为休眠期到萌芽期的樱桃树，采集对象为美早、萨米脱、先锋3个品种的杂交品种，树龄为2~5年。实验拍摄设备为iPhone12手机，所用摄像头配置为后置双摄1 200万像素，拍摄图像分辨率为1 080像素×1 920像素，图1为采集的休眠期樱桃树图像。

为保证模型对检测樱桃树的稳定性和准确度，所有图像数据均在不同光照条件下的露天果园中采集。采集数据时，选取与其他树枝干的立体空间互不重叠的樱桃树，在距其树干约1.5 m外的面光与背光方向上拍摄图像。

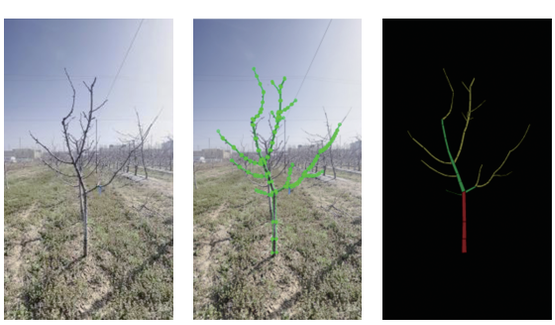


图1 休眠期樱桃树图像

Fig. 1 Image of dormant cherry tree

1.2 数据集制作

本文共采集到224幅休眠期樱桃树图像，采用Labelme工具对数据集进行标注。由于数据集中的樱桃树图像背景复杂，具体表现为非目标樱桃树图像重叠、土地与樱桃树的色彩阈值接近等，如果使用传统的标注方法，将整棵樱桃树作为一个整体，会导致模型无法准确的分割目标图像，错误地把其他樱桃树甚至土地、杂草等预测为目标。杨长辉等[10]提出网格化标记方法，将整体不规则枝干网格简化为离散的、形状规则的四边形网格。根据樱桃树的树干、分支处和树枝年份，进一步将四边形网格分为“Trunk”、“Fork”、“Branch1”和“Branch2”4类。分类网格化标记不仅增加同类样本的训练量，还可强化卷积神经网络对枝干形状和颜色特征的提取。图2为Labelme软件中的原始图像标注情况和根据json文件生成的掩膜图像。



(a) 原始图像 (b) 标注样例 (c) 掩膜图像

图2 图像标注和掩膜可视化

Fig. 2 Image annotation and mask visualization

为进一步增加样本训练量，采用旋转、翻转、平移和色彩空间变换等方式进行数据增强，使数据集中的图像数量达到2 850幅。以比例8∶1∶1将图像划分为训练集、验证集和测试集。

2　模型构建与直径提取方法

2.1　特征提取网络

UNet 是一个优秀的语义分割模型，在许多农业作物图像分割任务中取得了良好的成果[11-13]。UNet 网络[14]中的收缩路径（主干特征提取网络）和扩张路径（加强特征提取网络），构成了 UNet 标志性的 U 型结构。通过跳跃连接，收缩路径中的高分辨率特征被传递到扩张路径的相应层。在扩张路径中，最底层的特征图不断地进行上采样和特征融合，最终得到一个有效特征图，并输出为图像分割结果。VGG16[15]在 ImageNet 等大型数据集上进行了预训练，能够提取出更具泛化能力的图像特征。此外，VGG16 的卷积层数较深，可以捕捉到更高级别的抽象特征，使得分割结果更加准确。

将 UNet 模型的主干特征提取网络，替换为 VGG16，在卷积时采用 padding 操作，卷积计算公式为

$$Output_size = \frac{Input_size - Kernel_size + 2Padding}{Stride} + 1 \quad (1)$$

式中　*Iutput_size*——输入特征图大小

Output_size——输出特征图大小

Kernel_size——卷积核尺寸

Padding——额外边界值

Stride——卷积核步长

padding 使得卷积前后的特征图大小相同，在收缩路径中，可以省略 crop，直接进行两倍上采样和特征融合。由于不需要 crop 操作对特征图进行尺寸调整，UNet 更好地保留了特征图的边缘信息，提高了分割的精确度。在训练过程中，本文引入 VGG16 的预训练权重，通过迁移学习减少对大规模标注数据的依赖，从而提升模型的初始性能和训练效率。

2.2　自注意力机制

自注意力机制（Self attention mechanism，SAM）[16]能够有效地捕捉到像素之间的空间依赖关系，是一种增强神经网络性能的方法，如图 3 所示。首先，自注意力对特征图 X 进行卷积，卷积核尺寸为（C，1，1，1），得到一个尺寸为 $N\times1\times H\times W$ 的新特征图 Y。在这一过程中 X 表达式为 $N\times C\times H\times W$，其中 N 为批次大小，C 为通道数，H 为特征图的高度，W 为特征图的宽度。然后，对单通道特征图 Y 应用 Sigmoid 激活函数，将每个像素值压缩到[0，1]范围内，得到一个空间注意力权重图 Z，Z 中每个像素的值表示该位置的重要性，0 表示不重要，1 表示非常重要。最后，将 X 与 Z 相乘，输出特征图 X'。

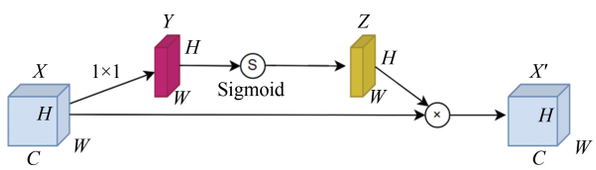


图 3　SAM 模块结构图

Fig. 3　SAM module structure

通过 SAM，特征图与空间注意力权重相乘，放大了特征图中的重要特征，抑制了非重要特征。若在 VGG16 的每个卷积节点后均加入 SAM，网络将过于关注细节信息，产生过拟合，最终导致图像分割精度下降。为避免这一现象，高效地对网络结构调优，本文将 SAM 封装成即插即用模块，进一步探索了模块的位置和数量。在 UNet 收缩路径中，将尺寸为 64×64 的特征图，进行下采样并传入 SAM，发现最终枝干特征的提取效果更好、图像分割的精度更高。最终获得的网络结构如图 4 所示。

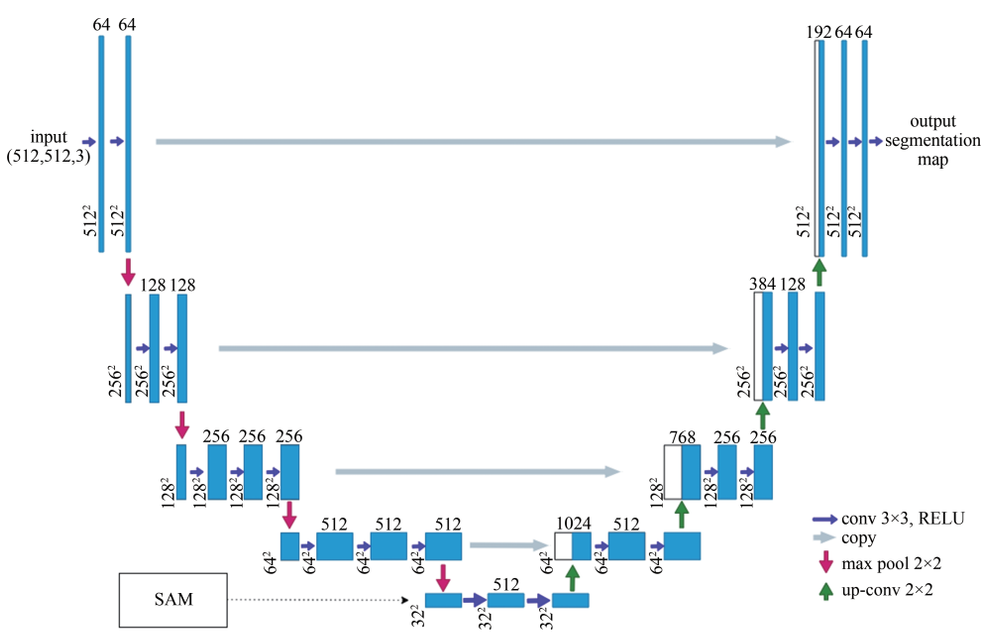


图 4　改进的 UNet 网络结构图

Fig. 4　Improved UNet network architecture

2.3 加权交叉熵损失函数

在樱桃树图像中，背景、分支、主干和枝条的像素数量差别较大，导致在训练时，模型赋予多数样本更高的重要性，影响枝条像素的识别和分类效果。因此，本文采用加权交叉熵损失函数（Weighted cross-entropy loss，WCE-LOSS），提高修剪枝权，最终获得VSW-UNet模型。加权交叉熵损失函数公式为

$$WCE - Loss = -\frac{1}{S}\sum_{i=1}^{S}\sum_{q=1}^{q} w_q y_{iq} \lg p_{iq} \tag{2}$$

式中 S——像素点总数

q——类别数量

y_{iq}——真实标签

p_{iq}——模型预测的每个像素属于类别q的概率

w_q——类别q权重

根据不同类别出现频率和重要性，将“Background”、“Fork”、“Trunk”、“Branch1”和“Branch2”权重设置为1、2、3、4和5。

2.4 枝条直径计算方法

本文提出基于UNet的樱桃树枝直径计算方法，流程如图5所示。

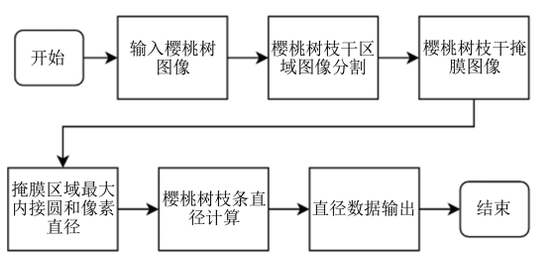


图5 枝条直径计算流程图

Fig. 5 Calculation process of branch diameter

首先，将樱桃树图像输入VSW-UNet模型，对枝干区域进行图像分割，进而提取掩膜。其次，将掩膜图像转换为灰度图，并进行二值化处理，使用距离变换法[17]，将二值图像中每个前景像素的像素值变换为欧几里得距离，计算公式为

$$D(x,y) = \min_{(x',y')\in Z}\sqrt{(x-x')^2 + (y-y')^2} \tag{3}$$

式中 Z——所有背景像素的集合

$D(x,y)$——前景像素(x,y)和最近的背景像素之间的欧几里得距离

随后，使用OpenCV中的cv2.minMaxLoc函数找到图像中$D(x,y)$的最大值及其位置，绘制最大内接圆并标注像素直径。最后，根据主干直径像素数和枝条直径像素数的比值、主干直径真实值，计算枝条直径真实值，计算公式为

$$D_b = \frac{D_t P_b}{P_t} \tag{4}$$

式中 D_b——枝条真实直径

D_t——主干真实直径

P_b——枝条像素直径

P_t——主干像素直径

图6c为VSW-UNet对输入图像的预测结果，图6e为樱桃树掩膜图像处理结果，图6f为枝干直径计算结果。

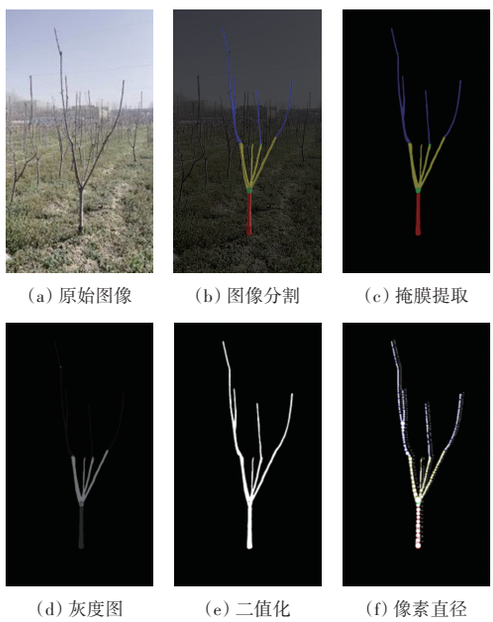


图6 枝条像素直径获取示例

Fig. 6 Example of obtaining branch pixel diameter

3 实验结果与分析

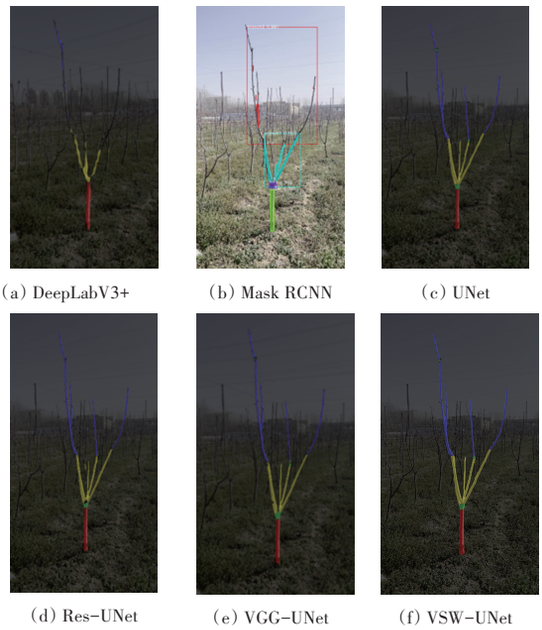
3.1 实验环境与模型训练

采用的硬件设备参数为Intel（R）Core（TM）i7-10875H处理器、16 GB内存和NVIDIA GeForce RTX 2060显卡，操作系统为Windows 11，编程语言为Python 3.6，深度学习框架为PyTorch，采用CUDA 10.0进行GPU加速。在训练过程中，选择Adam optimizer函数作为参数优化器，初始学习率为0.0001，在设备允许的条件下调整学习参数，训练迭代次数为100，batch_size为2。

3.2 模型性能评价

将UNet主干特征提取网络替换为ResNet50和VGG16，分别获得Res-UNet和VGG-UNet模型。选取DeepLabV3+[18]和Mask RCNN[19]，与UNet、Res-UNet、VGG-UNet以及改进模型VSW-UNet进行对比。使用相同的训练策略和软硬件环境，通过准确率（Precision）、召回率（Recall）、平均像素准确率（Mean pixel accuracy，MPA）和平均交并比（Mean intersection over union，MIoU）来评估模型分割性能。以图6a为输入图像，各模型图像分割结果如图7所示。

DeepLabV3+不能完全识别目标樱桃树的枝条区域，其原因可能是DeepLabV3+采用空洞卷积扩大感受野，但对于细小的树枝，捕捉不到足够的细节。Mask RCNN采用ROI对齐，提取候选框内的特征进行分割，对主干和主枝区域有较好的识别效果，但未有



（a）DeepLabV3+　（b）Mask RCNN　（c）UNet

（d）Res-UNet　（e）VGG-UNet　（f）VSW-UNet

图7　不同模型图像分割效果对比

Fig. 7　Comparison of image segmentation effects of different models

效克服背景干扰，对于更细长、复杂的树枝表现不佳。相比DeepLabV3+和Mask RCNN，UNet采用收缩路径和扩张路径处理特征，整体识别效果更佳，但在解码过程中可能丢失细节信息，导致目标边缘特征提取效果不稳定，需要对模型改进。Res-UNet在提取高层次抽象特征时，可能会稀释局部细节，导致模型将背景樱桃树的主干识别为目标樱桃树的枝干。VGG-UNet在多次池化过程中容易丢失细节信息，导致对同一樱桃树不同部位的像素分类错误。VSW-UNet利用跳跃连接避免原始信息丢失，引入SAM捕捉不同位置像素的相关性，采取WCE-LOSS克服类不平衡问题，有效抵抗了复杂背景和结构影响，明显改善了枝干图像分割效果。

根据图7图像分割结果，进一步比较UNet、Res-UNet、VGG-UNet和VSW-Unet模型的性能参数，如表1所示。将UNet模型主干特征提取网络替换后，Res-UNet和VGG-UNet模型在枝干区域的各项参数上均有明显提升，且VGG-UNet的MPA和MIoU相比Res-UNet分别高0.19个百分点和0.21个百分点，更有助于后续直径计算。

在VGG-UNet的基础上继续改进，添加SAM模块和WCE-LOSS后，提出的VSW-UNet，在整体性能上均优于其他模型，MPA和MIoU分别达到85.79%和77.97%，相比UNet提升0.52个百分点和4.49个百分点，相比VGG-UNet提升0.06个百分点和0.21个百分点，提高了分割精确度和分类准确率。

3.3　樱桃树枝条直径计算

在单木直径提取研究方面，一些研究者已取得相当好的成果[20-21]。为验证直径计算方法的准确度和可行性，从数据集样本中任选1棵樱桃树，在山东省烟台市农科院实地标记并测量其主干和10根枝条的直径，从水平方向上绕其一周拍摄视频，使目标樱桃树尽量处于视频中央，随机抽取视频中的4帧图像进行图像分割和直径计算，将本文模型计算的结果与人工测量的结果进行对比，如表2所示。

表1　不同模型性能参数对比结果

Tab. 1　Comparison results of performance parameters of different models　%

模型	分割区域	P	R	MPA	MIoU
UNet	Background	99.79	99.68	85.27	73.48
	Trunk	85.95	90.44		
	Fork	80.25	75.78		
	Branch1	75.87	82.38		
	Branch2	72.12	78.08		
Res-UNet	Background	99.79	99.84	85.54	77.55
	Trunk	91.00	91.90		
	Fork	79.55	75.00		
	Branch1	86.27	83.60		
	Branch2	83.68	77.38		
VGG-UNet	Background	99.79	99.83	85.73	77.76
	Trunk	90.90	91.89		
	Fork	80.89	75.60		
	Branch1	85.98	83.47		
	Branch2	83.40	77.88		
VSW-UNet	Background	99.79	99.83	85.79	77.97
	Trunk	90.64	91.97		
	Fork	81.71	75.89		
	Branch1	86.40	83.58		
	Branch2	83.70	77.70		

将本文方法计算的结果与实地测量值进行线性回归分析，如图8所示。由图8可知，本文方法计算结果与实地测量结果呈现出较高的相关性，线性回归分析的R^2不小于0.915 7，RMSE不大于0.86 mm，表明该方法具有较好的可行性与精确性。

在果园环境中研究结果展现了较高精准度，但仅适用于休眠期樱桃树，后续研究可获取樱桃树的萌芽或者开花期的点云数据，研究更适宜的樱桃树直径计算方法，辅助樱桃树进一步自动化修剪。

4　结论

（1）改进UNet，将主干特征提取网络替换为VGG16，引入SAM和WCE-LOSS，获得VSW-UNet模型。VSW-UNet模型检测樱桃树MPA和MIoU为85.79%和77.97%，相比原Unet提高0.52个百分点和4.49个百分点，相比Res-Unet提高0.25个百分点和0.42个百分点，相比VGG-Unet提高0.06个百分点和0.21个百分点。

（2）提出一种基于改进UNet的樱桃树枝直径计算方法，将休眠期樱桃树图像输入VSW-UNet，获取枝干掩膜，进而计算枝条直径。直径计算结果决定系数最小

表2 本文方法计算值与实地测量值对比

Tab. 2 Comparison between calculated values and field measurements using described method

枝条编号	第1帧			第2帧			第3帧			第4帧		
	像素/个	计算值/mm	测量值/mm	像素/个	计算值/mm	测量值/mm	像素/个	计算值/mm	测量值/mm	像素/个	计算值/mm	测量值/mm
b1	13.18	16.65	17.51	12.71	16.27	17.51	13.28	17.63	17.51	14.63	17.32	17.51
b2	12.39	15.65	14.60	10.39	13.30	14.60	11.07	15.02	14.60	12.20	14.89	14.60
b3	12.27	14.25	15.50	12.11	14.10	15.50	11.75	15.80	15.50	12.95	16.81	15.50
b4	15.71	19.14	19.85	15.50	18.40	19.85	15.05	17.40	19.85	16.59	17.88	19.85
b5	12.98	15.87	16.40	12.81	15.50	16.40	12.44	16.25	16.40	13.71	15.52	16.40
b6	14.41	17.23	18.20	14.22	16.90	18.20	13.80	16.70	18.20	15.21	16.14	18.20
b7	10.84	13.75	13.70	10.70	12.75	13.70	10.39	14.90	13.70	11.45	14.71	13.70
b8	11.91	14.90	15.05	11.76	14.65	15.05	11.41	16.05	15.05	12.58	16.18	15.05
b9	10.33	12.85	13.05	10.19	13.00	13.05	9.90	14.30	13.05	10.91	14.24	13.05
b10	14.76	16.98	18.65	14.57	17.25	18.65	14.14	17.00	18.65	15.59	16.98	18.65

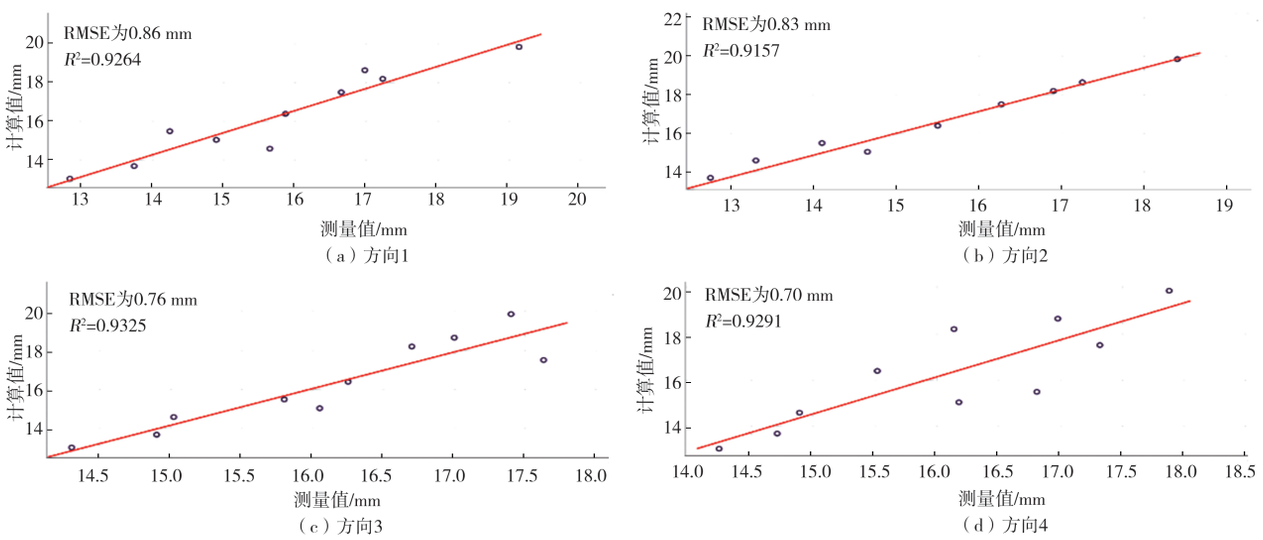


图8 本文方法直径计算结果

Fig. 8 Analysis of diameter calculation results

值为0.915 7，均方根误差最大值为0.86 mm，可用于制定 自动化修剪决策。

参 考 文 献

[1] 孙强，郑玮，潘凤荣. 环渤海地区甜樱桃育种和栽培技术研究概况[J]. 北方果树，2020(1)：7－9.
SUN Qiang, ZHENG Wei, PAN Fengrong. Breeding and cultivation techniques of sweet cherry in Bohai Sea Rim[J]. Northern Fruits, 2020(1): 7－9.(in Chinese)

[2] LI Y, ZHANG Z, WANG X, et al. Automatic reconstruction and modeling of dormant jujube trees using three-view image constraints for intelligent pruning applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108149.

[3] BORRENPOHL D, KARKEE M. Automated pruning decisions in dormant sweet cherry canopies using instance segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107716.

[4] 姬伟，陶云，赵德安，等. 基于CLAHE的苹果树树枝迭代阈值分割方法研究[J]. 农业机械学报，2014，45(4)：69－75.
JI Wei, TAO Yun, ZHAO Dean, et al. Iterative threshold segmentation of apple branch images based on CLAHE[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(4): 69－75.(in Chinese)

[5] 黄彪，邵明，宋雷. 枇杷枝条修剪机器人的视觉识别和框架提取[J]. 华南理工大学学报(自然科学版)，2015，43(2)：114－119，126.
HUANG Biao, SHAO Ming, SONG Lei. Vision recognition and framework extraction of loquat branch-pruning robot[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2015, 43(2): 114－119, 126.(in Chinese)

[6] KOK E, WANG X, CHEN C. Obscured tree branches segmentation and 3D reconstruction using deep learning and geometrical constraints[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107884.

[7] 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.

[8] CHEN Z, GRANLAND K, TANG Y, et al. HOB-CNNv2: deep learning based detection of extremely occluded tree branches and reference to the dominant tree image[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108727.

[9] 李政凯，于嘉辉，潘时佳，等. 冬季猕猴桃树单木骨架提取与冠层生长预测方法[J]. 智慧农业，2023，5(4)：92－104.
LI Zhengkai, YU Jiahui, PAN Shijia, et al. Individual tree skeleton extraction and crown prediction method of winter kiwifruit trees[J].

Smart Agriculture, 2023, 5(4): 92 - 104.(in Chinese)
[10] 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.
YANG Changhui, WANG Zhuo, XIONG Longye, et al. Citrus branch stem recognition and reconstruction in complex background based on Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(8): 22 - 30.(in Chinese)
[11] LIU S, HUANG Z, XU Z, et al. High-throughput measurement method for rice seedling based on improved UNet model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108770.
[12] JIN X, CHEN S, ZHAO L, et al. Low-damage fetching method for pepper seedlings based on Res-UNet[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108919.
[13] ZHANG X, MU W. GMamba: state space model with convolution for grape leaf disease segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109290.
[14] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI, 2015.
[15] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv Preprint arXiv: 1409.1556, 2014.
[16] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]. //Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2017.
[17] VERAMENDI W N C, CRUVINEL P E. Method for maize plants counting and crop evaluation based on multispectral images analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108470.
[18] CHEN L, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]// European Conference on Computer Vision - ECCV, 2018.
[19] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
[20] NIKNEJAD N, BIDESE-PUHL R, BAO Y, et al. Phenotyping of architecture traits of loblolly pine trees using stereo machine vision and deep learning: stem diameter, branch angle, and branch diameter[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107999.
[21] TONG S, ZHANG J, LI W, et al. An image-based system for locating pruning points in apple trees using instance segmentation and RGB-D images[J]. Biosystems Engineering, 2023, 236: 277 - 286.

(上接第236页)

[14] 韩长杰,肖立强,徐阳,等.辣椒穴盘苗自动移栽机设计与试验[J].农业工程学报,2021,37(13):20 - 29.
HAN Changjie, XIAO Liqiang, XU Yang, et al. Design and experiment of the automatic transplanter for chili plug seedlings[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(13):20 - 29. (in Chinese)
[15] JORG O J, SPORTELLI M, FONTANELLI M, et al. Design, development and testing of feeding grippers for vegetable plug transplanters [J]. AgriEngineering, 2021, 3(3): 669 - 680.
[16] ISLAM M N, IQBAL M Z, ALI M, et al. Kinematic analysis of a clamp-type picking device for an automatic pepper transplanter[J]. Agriculture, 2020, 10(12): 627.
[17] PARADKAR V, RAHEMAN H, RAHUL K. Development of a metering mechanism with serial robotic arm for handling paper pot seedlings in a vegetable transplanter[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2021, 5: 52 - 63.
[18] 张学东,崔巍,刘云强,等.穴盘苗移栽自动取投苗技术研究现状与展望[J].中国农机化学报,2023,44(12):17 - 24.
ZHANG Xuedong, CUI Wei, LIU Yunqiang, et al. Research status and prospect of automatic seedling picking and dropping technology of plug seedling transplanting[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2023,44(12):17 - 24. (in Chinese)
[19] 胡建平,潘杰,陈凡,等.基于EDEM-RecurDyn的指夹式取苗爪仿真优化与试验[J].农业机械学报,2022,53(5):75 - 85,301.
HU Jianping, PAN Jie, CHEN Fan, et al. Simulation optimization and experiment of finger-clamping seedling picking claw based on EDEM-RecurDyn[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(5):75 - 85,301. (in Chinese)
[20] 童俊华,刘珂,刘霓红,等.植物工厂岩棉块种苗移植机移植部件设计与试验[J].农业机械学报,2024,55(3):106 - 114.
TONG Junhua, LIU Ke, LIU Nihong, et al. Design and test of rock wool block seedling transplantation mechanism in plant factory[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(3):106 - 114. (in Chinese)
[21] 宋琦,喻俊志,王卫兵,等.番茄穴盘苗钵体的力学特性分析与优化[J].济南大学学报(自然科学版),2019,33(6):529 - 536.
SONG Qi, YU Junzhi, WANG Weibing, et al. Analysis and optimization of mechanical properties of tomato seedling pot[J].Journal of Jinan University (Natural Science Edition),2019,33(6):529 - 536. (in Chinese)
[22] 刘姣娣,曹卫彬,田东洋,等.基于苗钵力学特性的自动移栽机执行机构参数优化试验[J].农业工程学报,2016,32(16):32 - 39.
LIU Jiaodi, CAO Weibin, TIAN Dongyang, et al. Optimization experiment of transplanting actuator parameters based on mechanical property of seedling pot[J]. Transactions of the CSAE,2016,32(16):32 - 39. (in Chinese)
[23] 张妮,张国忠,付建伟,等.顶钵-夹茎组合式取苗装置设计与试验[J].农业工程学报,2024,40(3):50 - 61.
ZHANG Ni, ZHANG Guozhong, FU Jianwei, et al. Design and experiment of the seedling pick-up device with ejecting pot-clamping stem combination[J]. Transactions of the CSAE,2024,40(3):50 - 61. (in Chinese)
[24] 李树峰,连国党,马晓晓,等.移栽机整排取送苗控制系统的设计与试验[J].中国农机化学报,2019,40(12):136 - 143.
LI Shufeng, LIAN Guodang, MA Xiaoxiao, et al. Design and experiment of whole row of taking and sending seedlings control system for transplanting machine [J].Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2019,40(12):136 - 143. (in Chinese)
[25] 田素博,谢天,王鹤锦,等.蔬菜移栽机可调式喂苗装置设计与试验[J].华南农业大学学报,2023,44(3):464 - 472.
TIAN Subo, XIE Tian, WANG Hejin, et al. Design and experiment of adjustable seedling-feeding device for vegetable transplanting machine[J]. Journal of South China Agricultural University,2023,44(3):464 - 472. (in Chinese)