

基于 Mask R - CNN 的柑橘主叶脉显微图像实例分割模型

翁海勇^{1,2} 李效彬^{1,2} 肖康松^{1,2} 丁若晗^{1,2} 贾良权³ 叶大鹏^{1,2}

(1. 福建农林大学机电工程学院, 福州 350002; 2. 福建省农业信息感知技术重点实验室, 福州 350002;
3. 湖州师范学院信息工程学院, 湖州 313000)

摘要: 针对目前植物解剖表型的测量与分析过程自动化低,难以应对复杂解剖表型的提取和识别的问题,以柑橘主叶脉为研究对象,提出了一种基于掩膜区域卷积神经网络(Mask region convolutional neural network,Mask R - CNN)的主叶脉显微图像实例分割模型,以残差网络 ResNet50 和特征金字塔(Feature pyramid network,FPN)为主干特征提取网络,在掩膜(Mask)分支上添加一个新的感兴趣区域对齐层(Region of interest Align,RoI - Align),提升 Mask 分支的分割精度。结果表明,该网络架构能够精准地对柑橘主叶脉横切面中的髓部、木质部、韧皮部和皮层细胞进行识别分割。Mask R - CNN 模型对髓部、木质部、韧皮部和皮层细胞的分割平均精确率(交并比(IoU)为 0.50)分别为 98.9%、89.8%、95.7% 和 97.2%,对 4 个组织区域的分割平均精确率均值(IoU 为 0.50)为 95.4%。与未在 Mask 分支添加 RoI - Align 的 Mask R - CNN 相比,精度提升 1.6 个百分点。研究结果表明,Mask R - CNN 模型对柑橘主叶脉各类组织区域具有良好的识别分割效果,可为柑橘微观表型研究提供技术支持与研究基础。

关键词: 柑橘主叶脉; 显微图像; 掩膜区域卷积神经网络; 实例分割; 微观表型

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)07-0252-07 OSID: 

Instance Segmentation Model for Microscopic Image of Citrus
Main Leaf Vein Based on Mask R - CNN

WENG Haiyong^{1,2} LI Xiaobin^{1,2} XIAO Kangsong^{1,2} DING Ruohan^{1,2} JIA Liangquan³ YE Dapeng^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China
2. Fujian Key Laboratory of Agricultural Information Sensing Technology, Fuzhou 350002, China
3. School of Information Engineering, Huzhou University, Huzhou 313000, China)

Abstract: There is a low efficiency of automatically measuring and analyzing plant anatomic phenotypes currently, which makes it difficult to well deal with the issue of extracting and recognizing the complex anatomical phenotypes. In order to solve this problem, a mask region convolutional neural network (Mask R - CNN) based instance segmentation model for microscopic images of the citrus main leaf veins was proposed. In this model, the deep residual network (ResNet50) and the feature pyramid network (FPN) were used as the backbone feature extraction network. In addition, a new region of interest Align (RoI - Align) layer was added to the Mask branch to improve the segmentation accuracy. The results showed that the network can accurately identify and segment pith, xylem, phloem and cortical cells, respectively, in the citrus main leaf veins. The average precision (IoU was 0.50) of the model for segmentation of pith, xylem, phloem and cortical cells was 98.9%, 89.8%, 95.7% and 97.2%, respectively, and the overall average precision (IoU was 0.50) for segmentation of the four tissue regions was 95.4%. The mean average precision of Mask R - CNN with adding RoI - Align to the Mask branch was improved by 1.6 percentage points compared with that without. The results showed that Mask R - CNN model presented good performance of recognition and segmentation of various tissue regions of citrus main leaf veins, which can provide technical support for citrus microscopic phenotyping.

Key words: citrus main leaf vein; microscopic image; mask region convolutional neural network; instance segmentation; microscopic phenotypes

收稿日期: 2023 - 03 - 20 修回日期: 2023 - 05 - 12

基金项目: 国家自然科学基金项目(62005046)

作者简介: 翁海勇(1989—),男,副教授,博士,主要从事农作物光学成像与智能传感技术及装备研究,E-mail: hyweng@fafu.edu.cn

通信作者: 叶大鹏(1971—),男,教授,博士,主要从事智慧农业研究,E-mail: ydp@fafu.edu.cn

0 引言

目前,我国柑橘产量约占世界的 33%^[1],研究柑橘植株对生物/非生物胁迫因子的响应能够指导柑橘种植,对我国柑橘产业的提质增效具有重要意义。在柑橘的整个生育期内,其生长发育跨越了亚细胞-细胞-器官-植株等多个尺度^[2]。分析不同尺度的性状特征可从不同角度解析胁迫因子对柑橘表型的影响。因此,对柑橘植株特定组织区域的精确识别与分割是其表型研究的基础。在计算机视觉、机器学习等方法支撑下,研究人员已将图像分割算法应用到植株^[3]、花^[4]、叶片^[5]和果实^[6]等不同尺度上的目标部位的精确分割中,为植物表型的高通量分析提供了有效的技术手段。

在显微尺度下对植物特定组织或细胞的精准分析,有助于高通量地获取植物解剖表型信息,助力植物遗传和生理分析^[7]。王诗雅等^[8]探究了水淹胁迫对于大豆生理特性和显微结构的影响,试验结果表明随着水淹胁迫时间延长,通气组织面积逐渐增大。陈文妃等^[9]研究不同程度干旱胁迫对黄瓜幼苗中组织和细胞结构的影响,发现在干旱胁迫下黄瓜幼苗组织中的根皮层薄壁细胞、茎木质部导管、叶片栅栏组织等发生变形、萎缩、排列紊乱和表皮破裂等情况,且随着胁迫程度的增加,结构变化程度逐渐加剧。针对柑橘,有学者研究发现,与健康的叶片相比,感染柑橘黄龙病(Citrus Huanglongbing, HLB)叶片的主叶脉韧皮部筛管分子细胞壁周围的中间片层出现了异常肿胀且韧皮部坏死^[10]。FOLIMONOVA 等^[11]、黄镜浩等^[12]从显微尺度分析了缺硼或镁对柑橘叶片中脉维管的组织结构变化影响,结果发现,在缺镁条件下叶片中脉的木质部、髓部和韧皮部等组织区域呈现不同的结构变化,缺硼则出现主脉初生韧皮部及纤维鞘外层薄壁细胞坏死。上述结果表明,在显微尺度下能够实现胁迫对植物显微结构的影响分析。因此,自动、准确地量化植物显微结构,对于探究植物的生理功能至关重要。

近年来,深度学习/机器学习结合显微成像技术在植物显微结构的目标检测和语义分割场景中表现出巨大应用前景。林少丹等^[13]利用显微成像技术获取感染柑橘黄龙病叶片主叶脉的显微图像,分析了主叶脉横切面中的韧皮部、木质部和髓部等区域形状结构变化情况,提出一种增强特征的无监督训练黄龙病检测算法(Enhanced Huanglongbing unsupervised pre-trainingdetect transformer, E - HLBUP - DETR),实现了显微尺度下柑橘黄龙病的快速识别。DU 等^[14]开发了一种基于深度学习的维

管束表型分析方法,提出利用维管束数目检测精度和尺寸检测精度两个语义指标来评估和筛选适合维管束的语义分割网络,实现了茎秆表皮、周皮和维管束等结构的智能解析,为探究玉米茎秆微观结构与生理功能的关系提供有力技术支持。LI 等^[15]开发了一款基于深度学习的自动定位植物叶片气孔并分割表皮细胞的工具(LeafNet),通过分级策略,使用深度卷积网络识别气孔,然后使用区域合并方法在掩蔽气孔的图像上分割铺面单元,在量化气孔和铺面细胞的不同表型自动化分析时体现其优异的性能。LIANG 等^[16]基于特征金字塔(FPN)、R - CNN 等深度学习模型研发了一种低成本、高通量叶片气孔表型无损检测新技术,为实现作物叶片气孔表型高通量检测和遗传机制解析提供技术支撑。QIU 等^[17]设计了一种基于显著性的显微图像处理分析方法,引入卷积神经网络提取表型特征。与人工评估结果的相关系数可达 0.88,实现了像素级别上白粉病侵染的高通量定量分析。张高亮等^[18]构建了一个基于改进 Mask R - CNN 网络的水稻茎秆切片显微图像分割模型,实现了水稻茎秆切片图像中大、小维管束区域的定位、检测和分割。

综上所述,本文拟采用图像实例分割结合人工智能技术,建立基于数据驱动的主叶脉实例分割方法并构建深度网络模型,以实现柑橘主叶脉横切面中的韧皮部、木质部、髓部和皮层细胞 4 种组织区域复杂特征的提取并实现精准识别与分割,为生物/非生物胁迫下柑橘主叶脉解剖表型组学的图像分析提供新的技术手段。

1 材料与方法

1.1 柑橘主叶脉显微图像采集方法及数据集构建

本文以柑橘(脐橙)叶片主叶脉为研究对象。脐橙叶片于 2021 年 11 月采集于福建省古田县三保村。试验前,先将叶片的主叶脉切成条状,再用冷冻恒温切片机(CM 1950 Leica, Leica Microsystems Inc., Wetzlar, 德国)切成厚度为 20 μm 的横向切片。从每片叶子的主叶脉中随机选取 3 ~ 4 片没有碎裂的横向切片用于显微图像采集。使用 LEICA 光学显微镜(LEICA - Mi8 型, Leica Microsystems Inc., Wetzlar, 德国)采集切片 50 倍(目镜 10 ×, 物镜 5 ×)条件下叶片主叶脉的显微图像(分辨率为 2 560 像素 × 1 920 像素),共 300 幅,并以 TIFF 文件格式存储。用 Labelme^[19]图像标注工具添加髓部(Pith, Pi)、木质部(Xylem, X)、韧皮部(Phloem, Ph)和皮层细胞(Cortical cell, Co)这 4 种掩膜标签,生成 json 标签文件,用于生成对应目标掩膜信息。

使用 COCO2017 数据集格式进行训练,因此仿照 COCO 数据库自建了一个柑橘主叶脉横切面各组织区域分割数据集,将原图像转换为该数据集默认的 JPG 格式,并生成用于分割任务的 COCO 格式 json 文件。最后,随机将生成后的数据集按比例 8:1:1 分为训练集、验证集和测试集^[20]。数据获取过程如图 1 所示。

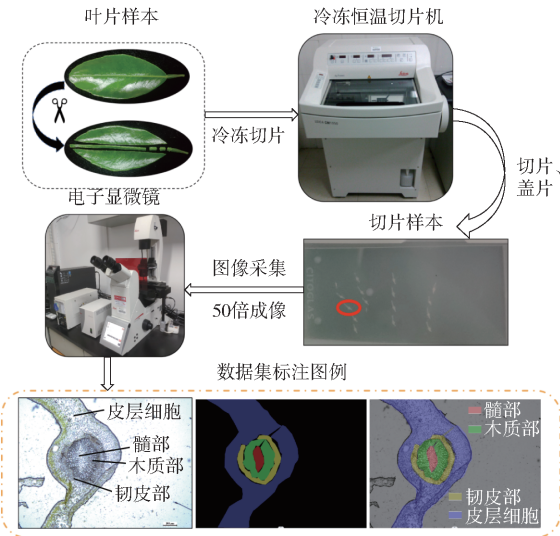


图 1 柑橘主叶脉显微图像采集流程图
Fig. 1 Process of microscopic images acquisition of citrus main vein

1.2 柑橘主叶脉实例分割模型

对柑橘主叶脉各类组织区域的定位与识别可以通过目标检测与图像分割的手段来实现。研究表明,基于实例分割的掩膜区域卷积神经网络目标检测平均精确率 (Average precision, AP) 高于目标检测模型^[21-22]。此外,目标检测是检测图像中目标的位置框并给出所对应的标签,而本研究需要识别的是 4 个层层包围的环形组织区域,若只有定位框则不能精确定位到某一组织区域。语义分割是像素级别的任务,具体通过识别图像中每个像素点对应的

物体语义信息,可将主叶脉中待识别的感兴趣区域像素都归为同一类,但不能具体将髓部、木质部、韧皮部和皮层细胞 4 类组织区域分开。单独采用目标检测或语义分割都不能很好地完成柑橘主叶脉各组织区域的定位与识别。因此,本研究选取基于实例分割技术的掩膜区域卷积神经网络 (Mask region convolutional neural network, Mask R-CNN) 框架进行柑橘主叶脉实例分割研究,该框架将目标检测和语义分割结合,可对柑橘主叶脉中待测区域进行定位、分类和分割^[23-25]。该模型由特征提取网络 (Feature extraction network, FEN)、区域建议网络 (Regional proposal network, RPN)、2 个感兴趣区域对齐层 (Region of interest Align, RoI-Align)、全连接层 (Fully connected layers)、卷积层 (Conv layers)、目标检测层和分割层组成。由于柑橘主叶脉的分割任务要求精度更高,所以在对齐特征图坐标时,检测和分割不共用同一个 RoI-Align,而是引出了另一个 RoI-Align 分支,用以获得更高的分割精度,如图 2 所示。

1.2.1 柑橘主叶脉不同部位的特征提取

模型特征提取部分主要是由不同的卷积运算组成,特征提取为后续定位、分类和分割掩膜的计算提供基础。在卷积神经网络中,增加网络的深度可以提升网络的性能,但有研究表明,如果简单地增加网络深度,会导致梯度爆炸或消失,所以网络层数增加到一定限度,模型的精度不增反降。但随着 ResNet 系列网络残差模块的引入,梯度消失的问题得到了有效解决,模型精度得到了提升^[26-28]。因此,本研究为了提升特征提取网络的性能,主干网络选择具有残差结构的 ResNet50,其残差模块可表示为

$$x_{i+1} = F(x_i, W_i) + x_i \tag{1}$$

$$x_{i+2} = x_{i+1} + F(x_{i+1}, W_{i+1}) = x_i + F(x_i, W_i) + F(x_{i+1}, W_{i+1}) \tag{2}$$

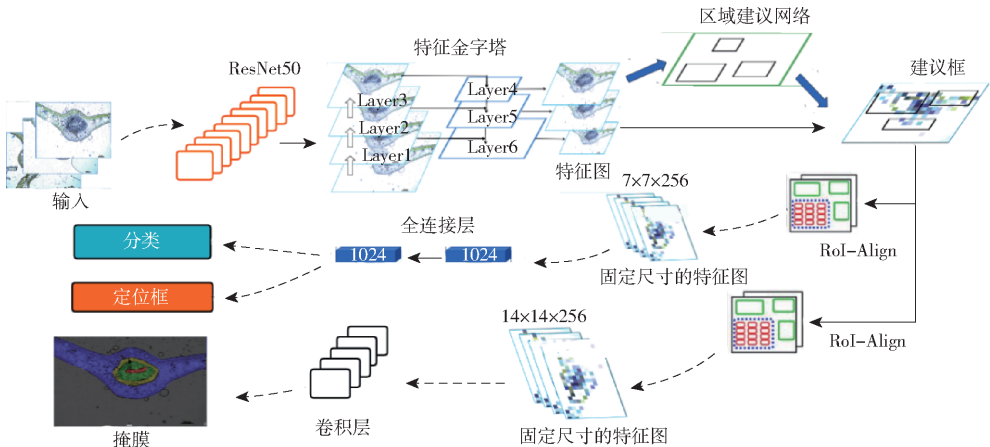


图 2 柑橘主叶脉实例分割模型

Fig. 2 Instance segmentation model of citrus main vein

$$x_k = x_i + \sum_{j=i}^{k-1} F(x_j, W_j) \tag{3}$$

$$\frac{dl}{dx_i} = \frac{dl}{dx_k} \frac{dx_k}{dx_i} \tag{4}$$

$$\frac{dl}{dx_i} = \frac{dl}{dx_k} \frac{d\left(\sum_{j=i}^{k-1} F(x_j, W_j) + x_i\right)}{dx_i} = \frac{dl}{dx_k} \left(1 + \frac{d\left(\sum_{j=i}^{k-1} F(x_j, W_j)\right)}{dx_i}\right) \tag{5}$$

式中 x_i ——第 i 层残差模块的输入
 W_i ——激活函数 l ——损失函数
 $F(x_i, W_i)$ ——残差值
 x_{i+1} ——第 i 层的输出 (第 $i+1$ 层的输入)
 x_k ——任意第 k 层 ($k > i$) 残差块的输入值

假设输入数据 x_i ，通过捷径链接 (Shortcut connection) 进行恒等映射 $G_i x_i$ (G_i 在通常情况下为常数 1，此处也设为 1)，映射后得到的 x_i 进行卷积并通过激活函数 W_i ，得到残差值为 $F(x_i, W_i)$ 。

由式(1)可推出式(2)，通过递归，可得到任意第 k 层的输入，用式(3)表示，即第 k 层的特征为第 i 层和 k 层中间所有残差函数输出的总和加上 x_i 。式(4)为损失函数 l 对于输入 x_i 的梯度。由式(3)

和式(4)可得式(5)，由式(5)可知，任意深层 x_k 的梯度可以传递到比其浅的任意层 x_i ，且由于有常数的存在，因此无论如何加深网络，都不会出现梯度消失现象^[4,26]。

模型特征提取部分结合了特征金字塔 (FPN)，将特征图中的深层特征和浅层特征融合，达到增强特征的效果^[29-30]。基于特征金字塔的特征提取网络是一种解决多尺度问题的网络，它采用双金字塔结构，如图 3 所示。左侧金字塔一般为常规的特征图卷积网络，为了提升模型特征提取性能，采用带残差层的 ResNet50 网络作为特征提取主干网络，Conv2_x、Conv3_x、Conv4_x、Conv5_x 为残差层，特征图大小随着残差层深度加深逐层缩小为上一层的 1/2，深度扩大为上一层的 2 倍；中间金字塔则在每层都添加了 256 个 1×1 的卷积核用于统一特征图的深度，然后从上至下对卷积后的图像进行反向采样，通过将中间上层的特征图放大 2 倍，进而与下一层左侧的特征图各像素点进行元素相加，在不增加模型参数的基础上，增强了金字塔右侧每一层输出在不同尺度下空间信息和语义信息的预测能力。由此可见，FPN 网络有助于模型对各种尺度的目标进行识别。

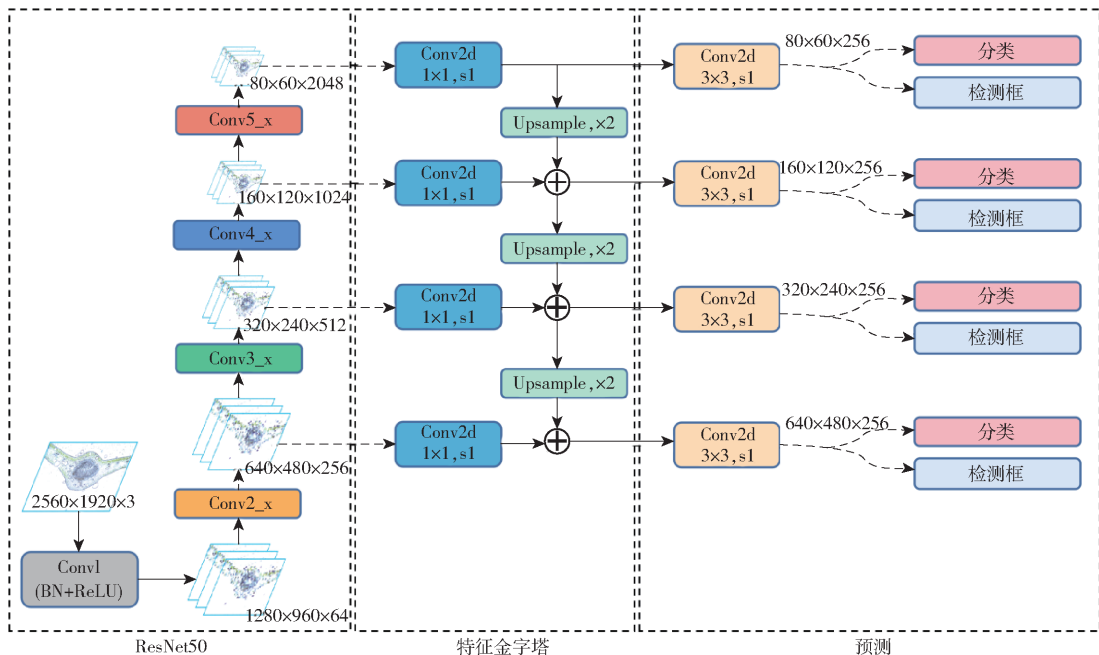


图 3 基于特征金字塔的特征提取网络

Fig. 3 Feature extraction network based on feature pyramid

1.2.2 特征图处理

经过基于特征金字塔的特征提取网络之后，原始图像被转换为多尺度特征图，再由区域建议网络 (RPN) 对其感兴趣区域 (Region of interest, RoI) 进行筛选，进而对筛选后的 RoI 进行池化。本研究采

用感兴趣区域对齐法 (RoI-Align)，利用双线性插值进行采样点坐标计算。与传统的感兴趣区域池化法 (RoI-Pooling) 不同的是，该方法保留采样点坐标的小数值以提高池化精度。因此，本研究在特征图处理模块中以感兴趣区域对齐法替代感兴趣区域池

化法,以期减少特征图尺度标准化过程中的精度损失。

1.2.3 Mask 分支优化

相较于目标检测任务,分割任务要求的精度更高,所以本研究的模型在对齐特征图坐标时,检测和分割不共用同一个 RoI-Align。在 RPN 网络生成建议框后,将生成的建议框输入 2 个不同的 RoI-Align 分支中,分别进行双线性插值计算。其中一个 RoI-Align 向检测端输出 $7 \times 7 \times 256$ 的固定尺寸的特征图,经过全连接层后得到检测框和分类信息。另一个 RoI-Align 向分割端输出 $14 \times 14 \times 256$ 的固定尺寸特征图,经过全卷积网络(Full convolutional network,FCN)后预测相应的目标分割掩膜。Mask 分支上的特征图尺寸是目标检测分支上特征图尺寸的 2 倍,保留了更多的细节信息。

1.2.4 损失计算

经过特征图的处理及特征区域筛选后,模型预测头部分对各特征区域进行分类、检测框和掩膜的损失计算,研究表明在多个数据集的模型训练中,以分类、检测框和掩膜三者的损失之和作为模型整体的损失值,均取得很好的效果^[23,31]。损失值 L 计算公式为

$$L=L_{cls}+L_{box}+L_{mask}$$

(6)

式中 L_{cls} ——分类损失

L_{box} ——检测框回归损失

L_{mask} ——分割掩膜损失

1.3 模型训练参数及评价

本试验在 Windows 10 系统中完成,试验框架为 Pytorch,处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-9700K CPU @ 3.60 GHz 3.60 GHz,内存为 16 GB,使用 NVIDIA 2070super 图形处理器加速运算。设置单 GPU 同时处理图像数为 1,每幅显微图像实例分割的类别为 Pi、X、Ph 和 Co 4 类(不包含背景),模型主要参数如表 1 所示。

采用平均精确率(AP)评估图像分割模型的性能。AP 为以准确率(Precision)为纵坐标,召回率(Recall)为横坐标所绘曲线与坐标轴所围区域的面

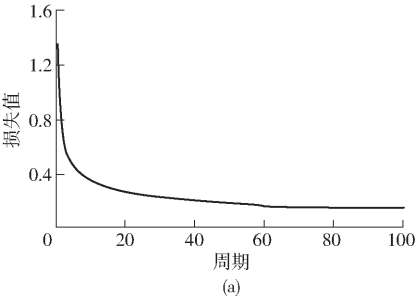


表 1 模型参数

Tab.1 Model parameter

参数	数值/形式
主干网络	ResNet50 + FPN
Backbone Strides	4、8、16、32、64
RPN Anchor Scales	32、64、128、256、512
RPN Anchor Ratios	0.5、1、2
BBox STD DEV	0.1、0.1、0.2、0.2
非极大值抑制阈值	0.3
分类分支全连接层尺寸	1 024
梯度截断阈值	5
图像最大尺寸/像素	1 024
图像最小尺寸/像素	800
学习动量	0.9
权值衰减率	0.000 1
掩膜池化尺寸	14

积。当预测目标与标定目标的交并比(Intersection over union,IoU)大于所设定阈值时,判定为预测正确,反之为预测错误。AP 值越高,模型性能越好。在实例分割中,对于每一种类别都有对应的 AP 值,对于全部目标的平均 AP 称为平均精确率均值(Mean average precision,mAP)。

2 结果与分析

2.1 目标检测和实例分割效果

经试验证明,模型验证到第 100 个周期后,损失趋于平稳(图 4a)。因此,目标检测和实例分割的验证周期也取到第 100 个。由图 4b 可以看出,模型的学习性能良好,且验证的平均精确率可以达到 90% 以上,且目标检测的 AP 大于图像分割,可知对目标的定位和分类效果优于分割。综上,模型对图像中所有种类的目标检测和实例分割可以达到较好的效果。

改进的 Mask R-CNN 模型对柑橘主叶脉中的 Pi、X、Ph 和 Co 的检测和分割的平均评价指标如表 2 所示。由表 2 可知,目标检测和实例分割的 AP (IoU 为 0.50) 都达到 90% 以上。目标检测在 IoU 为 0.50、0.75、0.50~0.95 3 个评价范围内整体的 AP 较实例分割更高,为 97.7%、83.2% 和 73.4%。

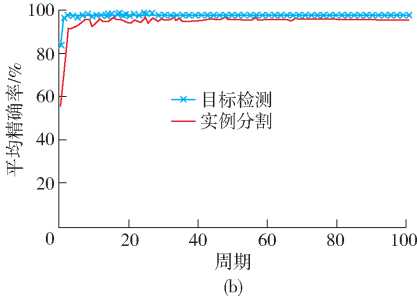


图 4 柑橘主叶脉实例分割模型验证结果

Fig.4 Validation results of citrus main vein instance segmentation model

可知该模型对待检测区域的检测框定位和类别分类的精度比具体分割出特定区域的精度更高,尤其是在 IoU 为 0.75、0.50 ~ 0.95 评价范围内,分割精度与目标检测精度相差较大。而分割端的结果是通过 Mask 分支得来的,因此本研究对 Mask 分支进行改进,在检测端保留原有的 RoI-Align 层。

表 2 柑橘主叶脉中 Pi、X、Ph 和 Co 的检测和分割 mAP

Tab.2 The mAP of detection and segmentation for all of Pi, X, Ph and Co in main vein

项目	IoU 为 0.50	IoU 为 0.75	IoU 为 0.50 ~ 0.95
目标检测	97.7	83.2	73.4
实例分割	95.4	59.0	56.1

对于各具体的组织区域类别,当 IoU 为 0.50 时,检测 Pi、X、Ph 和 Co 的 AP 都可达到 90% 以上,如表 3 所示。其中 Pi、Ph 和 Co 的检测 AP 达到 100%,由此可知,该模型对这 4 个不同待测区域的检测框定位与分类效果良好;分割 Pi、X、Ph 和 Co 的 AP 最低的也达到 89.8% (X),其余均在 90% 以上,可知该模型对各组织区域具体分割任务也能取得较好的效果。

表 3 各类别目标检测和实例分割的 AP

Tab.3 AP of detection and segmentation for each class

项目	髓部	木质部	韧皮部	皮层细胞
目标检测	100	90.8	100	100
实例分割	98.9	89.8	95.7	97.2

2.2 模型预测效果

随机选取 2 幅未参与训练的图像进行预测,平均预测时间仅需 0.54 s。其预测效果如图 5 所示,其中,黄色掩膜部分为髓部预测区域,浅蓝色掩膜部分为木质部预测区域,浅绿色掩膜部分为韧皮部预测区域,白色掩膜部分为皮层细胞预测区域。图 5a 为图中只有待测目标,无背景干扰的柑橘主叶脉原图,图 5b 为其分割效果。图 5c 中除了待测目标外,还存在其他靠近目标且与目标类似的干扰物(同一载玻片上其他样本的部分皮层细胞 Co),图 5d 为图 5c 的分割效果。对于无背景干扰的柑橘主叶脉原始图像,模型可对其中的 Pi、X、Ph 和 Co 4 种组织区域都能进行比较精准的定位和识别,类别得分都为 99%,对各组织区域的分割也能取得较好的效果。对于有背景干扰的柑橘主叶脉原始图像,模型也可对其中的 Pi、X、Ph 和 Co 4 种组织区域进行精准的定位和识别,除了 X 的类别得分为 92% 外,其余都为 99%,对各组织区域分割也能取得较好的效果。因此,无论有无背景干扰,预测区域均和真实部

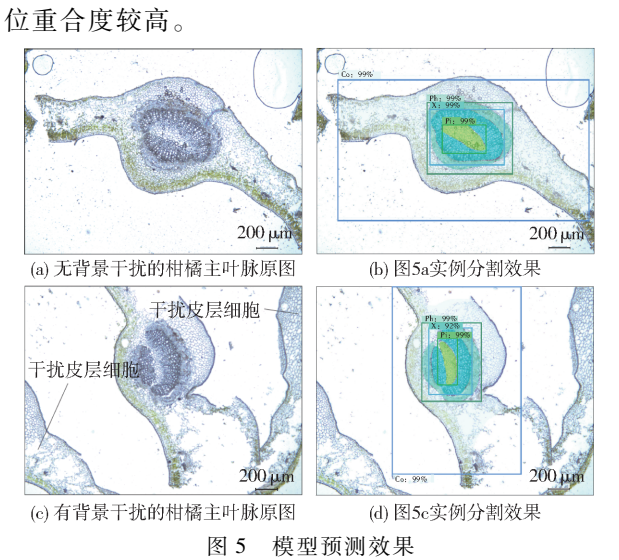


Fig. 5 Model prediction performance

2.3 模型改进前后对比

对比模型 Mask 分支改进前后的分割 mAP,如表 4 所示。改进前检测和分割端共用一个 RoI-Align,改进后的 Mask 分支利用一个不同的 RoI-Align 生成检测分支 2 倍的特征图。可以看出,改进后的 Mask 分支,在 IoU 为 0.50、0.75、0.50 ~ 0.95 3 种条件下,平均分割精度均提升 1 ~ 2 个百分点,分别为 95.4%、59.0%、56.1%。

表 4 Mask 分支改进前后分割精度对比

Tab.4 Segmentation mAP before and after Mask branch improvement

Mask 分支	IoU 为 0.50	IoU 为 0.75	IoU 为 0.50 ~ 0.95
改进后	95.4	59.0	56.1
改进前	93.8	57.1	54.8

改进后的模型,检测端保留原有的 RoI-Align 层,特征图尺寸与改进前相同,改进前后检测精度对比如表 5 所示。由表 5 可以看出,改进 Mask 分支前后的模型目标检测效果与改进前基本持平,在 IoU 为 0.50、0.50 ~ 0.95 情况下,改进后的模型检测 mAP 略微升高,IoU 为 0.75 时,检测 mAP 略微降低,整体差别不大。由此可知,在 Mask 分支引出一个新的 RoI-Align 几乎不会影响检测端的效果。

表 5 Mask 分支改进前后检测精度对比

Tab.5 Detection mAP before and after Mask branch improvement

Mask 分支	IoU 为 0.50	IoU 为 0.75	IoU 为 0.50 ~ 0.95
改进后	97.7	83.2	73.4
改进前	96.9	83.6	72.8

3 结束语

基于 Mask R-CNN 框架设计了柑橘主叶脉中

的髓部、木质部、韧皮部和皮层细胞 4 种组织区域的实例分割方法,并对 Mask 分支添加独立的感兴趣区域对齐层(RoI-Align),进行对比试验。试验结果表明,改进后的 Mask R-CNN 对所有目标的检测 mAP(IoU 为 0.50)达到 97.7%。其中,模型对髓部、木质部、韧皮部和皮层细胞的分割 AP(IoU 为 0.50)分别为 98.9%、89.8%、95.7% 和 97.2%。对

4 个部位的 mAP(IoU 为 0.50)可达 95.4%,与未在 Mask 分支添加 RoI-Align 的 Mask R-CNN 相比,准确率提升 1.6 个百分点。结果表明,Mask R-CNN 框架能够实现柑橘主叶脉中的髓部、木质部、韧皮部和皮层细胞 4 个组织区域的实例分割,研究结果可为生物/非生物胁迫下柑橘叶片解剖表型组学的图像分析提供新的技术手段。

参 考 文 献

- [1] PIERUSCHKA R, SCHURR U. Plant phenotyping: past, present, and future[J]. *Plant Phenomics*, 2019(3): 1-6.
- [2] JEZ J M, TOPP C N, BUCKNER E, et al. High-throughput image segmentation and machine learning approaches in the plant sciences across multiple scales[J]. *Emerging Topics in Life Sciences*, 2021, 5(2): 239-248.
- [3] 邓寒冰, 许童羽, 周云成, 等. 基于深度掩码的玉米植株图像分割模型[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(18): 109-120. DENG Hanbing, XU Tongyu, ZHOU Yuncheng, et al. Segmentation model for maize plant images based on depth mask[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(18): 109-120. (in Chinese)
- [4] 邓颖, 吴华瑞, 朱华吉. 基于实例分割的柑橘花朵识别及花量统计[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(7): 200-207. DENG Ying, WU Huarui, ZHU Huaji. Recognition and counting of citrus flowers based on instance segmentation[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(7): 200-207. (in Chinese)
- [5] 袁山, 汤浩, 郭亚. 基于改进 Mask R-CNN 模型的植物叶片分割方法[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(1): 212-220. YUAN Shan, TANG Hao, GUO Ya. Segmentation method for plant leaves using an improved Mask R-CNN model[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(1): 212-220. (in Chinese)
- [6] FU L, WANG B, CUI Y, et al. Kiwifruit recognition at nighttime using artificial lighting based on machine vision[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2015, 4: 52-59.
- [7] STROCK C F, SCHNEIDER H M, LYNCH J P. Anatomics: phenotyping of plant anatomy[J]. *Trends in Plant Science*, 2022, 27(6): 520-523.
- [8] 王诗雅, 郑殿峰, 冯乃杰, 等. 植物生长调节剂 S₁(3307)对苗期淹水胁迫下大豆生理特性和显微结构的影响[J]. *作物学报*, 2021, 47(10): 1988-2000. WANG Shiya, ZHENG Dianfeng, FENG Naijie, et al. Effects of uniconazole on physiological characteristics and microstructure under waterlogging stress at seedling stage in soybean[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2021, 47(10): 1988-2000. (in Chinese)
- [9] 陈文妃, 杜长霞, 金佩颖, 等. 模拟干旱胁迫对黄瓜幼苗组织结构的影响[J]. *浙江农林大学学报*, 2017, 34(6): 1149-1154. CHEN Wenfei, DU Changxia, JIN Peiying, et al. Histological structure of cucumber seedlings with drought stress[J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2017, 34(6): 1149-1154. (in Chinese)
- [10] SCHNEIDER H. Anatomy of greening-diseased sweet orange shoots[J]. *Phytopathology*, 1968, 58: 1155-1160.
- [11] FOLIMONOVA S Y, ACHOR D S. Early events of citrus greening(Huanglongbing) disease development at the ultrastructural level[J]. *Phytopathology*, 2010, 100(9): 949-958.
- [12] 黄镜浩, 蔡子坚, 谢钟琛, 等. 硼、镁缺乏诱发柑橘叶片维管组织变化差异研究[J]. *园艺学报*, 2012, 39(10): 1869-1875. HUANG Jinghao, CAI Zijian, XIE Zhongchen, et al. Differences of anatomic structure in citrus leaves caused by boron and magnesium deficiency[J]. *Acta Horticulturae Sinica*, 2012, 39(10): 1869-1875. (in Chinese)
- [13] 林少丹, 李效彬, 杨碧云, 等. 适用于小样本显微图像数据集的柑橘黄龙病快速诊断模型[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(12): 216-223. LIN Shaodan, LI Xiaobin, YANG Biyun, et al. Detecting citrus Huanglongbing from few-shot microscopic images using an improved DETR[J]. *Transactions of the CSAE*, 2022, 38(12): 216-223. (in Chinese)
- [14] DU J J, ZHANG Y, LU X J, et al. A deep learning-integrated phenotyping pipeline for vascular bundle phenotypes and its application in evaluating sap flow in the maize stem[J]. *The Crop Journal*, 2022, 10(5): 1424-1434.
- [15] LI S, LI L, FAN W, et al. LeafNet: atool for segmenting and quantifying stomata and pavement cells[J]. *The Plant Cell*, 2022, 34(4): 1171-1188.
- [16] LIANG X, XU X, WANG Z, et al. StomataScorer: a portable and high-throughput leaf stomata trait scorer combined with deep learning and an improved CV model[J]. *Plant Biotechnology Journal*, 2022, 20(3): 577-591.
- [17] QIU T, UNDERHILL A, SAPKOTA S, et al. High throughput saliency-based quantification of grape powdery mildew at the microscopic level for disease resistance breeding[J]. *Horticulture Research*, 2022, 9: 187.
- [18] 张高亮, 刘兆朋, 刘木华, 等. 基于改进 Mask R-CNN 的水稻茎秆截面参数检测方法[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(12): 281-289. ZHANG Gaoliang, LIU Zhaopeng, LIU Muhua, et al. Automatic detection of rice stem section parameters based on improved Mask R-CNN[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(12): 281-289. (in Chinese)

- [19] 贾伟宽,李倩雯,张中华,等. 优化 SOLO 算法分割复杂环境下柿子和苹果绿色果实[J]. 农业工程学报,2021,37(18): 121–127.
JIA Weikuan, LI Qianwen, ZHANG Zhonghua, et al. Optimized SOLO segmentation algorithm for the green fruits of persimmons and apples in complex environments[J]. Transactions of the CSAE,2021,37(18):121–127. (in Chinese)
- [20] ZHENG C, CHEN P, PANG J, et al. A mango picking vision algorithm on instance segmentation and key point detection from RGB images in an open orchard[J]. Biosystems Engineering,2021,206:32–54.
- [21] WAN Z, CHEN Y, DENG S, et al. Slender object detection: diagnoses and improvements[J]. arXiv Preprint arXiv:2011.08529, 2020.
- [22] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F, et al. YOLACT + + : better real-time instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2022,44(2): 1108–1121.
- [23] 黄海松,陈星燃,韩正功,等. 基于多尺度注意力机制和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法[J]. 农业机械学报,2022,53(9): 399–407,458.
HUANG Haisong, CHEN Xingran, HAN Zhenggong, et al. Tea buds grading method based on multiscale attention mechanism and knowledge distillation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(9):399–407,458. (in Chinese)
- [24] ZHU H, XIE C, FEI Y, et al. Attention mechanisms in CNN-based single image super-resolution: a brief review and a new perspective[J]. Electronics,2021,10(10):1187–1188.
- [25] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV),2018:3–19.
- [26] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2015,37(9):1904–1916.
- [27] 刘慧,姜建滨,沈跃,等. 基于改进 DeepLab V3 + 的果园场景多类别分割方法[J]. 农业机械学报,2022,53(11):255–261.
LIU Hui, JIANG Jianbin, SHEN Yue, et al. Multi-category segmentation of orchard scene based on improved DeepLab V3 + [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(11):255–261. (in Chinese)
- [28] 中华人民共和国农业部. NY/T 1585—2008 芦笋等级规格[S]. 北京:中国农业出版社,2008.

(上接第 258 页)

- [19] RUSSELL B C, TORRALBA A, MURPHY K P, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1/3): 157–173.
- [20] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]//European Conference on Computer Vision, 2014: 740–755.
- [21] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 32(9): 1627–1645.
- [22] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 39(6): 1137–1149.
- [23] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R – CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961–2969.
- [24] LIU J, LI P. A Mask R – CNN model with improved region proposal network for medical ultrasound image[C]//Proceedings of the International Conference on Intelligent Computing, 2018: 26–33.
- [25] HUANG Z, ZHONG Z, SUN L, et al. Mask R – CNN with pyramid attention network for scene text detection[C]//Proceedings of 2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2019: 764–772.
- [26] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770–778.
- [27] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning[C]//Proceedings of the 31st AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017: 4278–4284.
- [28] WU Z, SHEN C, HENGEL A V D. Wider or deeper: revisiting the resnet model for visual recognition[J]. Pattern Recognition, 2019, 90: 119–133.
- [29] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 2117–2125.
- [30] KIRILLOV A, GIRSHICK R, HE K, et al. Panoptic feature pyramid networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 6399–6408.
- [31] 王辉,韩娜娜,吕程,等. 基于 Mask R – CNN 的单株柑橘树冠识别与分割[J]. 农业机械学报,2021,52(5):169–174.
WANG Hui, HAN Na'na, LÜ Chengxu, et al. Recognition and segmentation of individual citrus tree crown based on Mask R – CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5):169–174. (in Chinese)