

基于多视角时间序列图像的植物叶片分割与特征提取

娄路¹ 吕惠¹ 宋然²

(1. 重庆交通大学信息科学与工程学院, 重庆 400074; 2. 山东大学控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘要: 为了解决多种类植物在生长过程中不同时间点动态变化表型参数提取困难问题,提出了一种基于多视角时间序列图像和深度卷积神经网络 Mask-RCNN 的植物茎叶实例分割方法,在拟南芥、玉米和酸浆属 3 种代表性植物上进行了实验。结果表明,训练得到的基于 Mask-RCNN 的植物分割模型对在不同生长时期的植物茎叶的识别精度($mAP_{0.5}$)大部分在 70.0% 以上,最高可以达到 87.5%,模型通用性较好。同时,针对茎叶遮挡问题提出的基于多视角图像的跟踪算法,可进一步提高植物茎叶参数提取的准确率。本文提出的以茎叶为代表的植物器官分割和特征提取方法具有性能高效、成本低、通用性和扩展性好的优势,可为不同场景下植物全生长过程中的多表型参数提取提供参考。

关键词: 植物表型; 实例分割; 特征提取; Mask-RCNN; 叶片计数; 时间序列图像

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)01-0253-08 **OSID:** 

Segmentation of Plant Leaves and Features Extraction Based on Muti-view and Time-series Image

LOU Lu¹ LÜ Hui¹ SONG Ran²

(1. School of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China
2. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Ji'nan 250061, China)

Abstract: Phenotyping aims to measure traits of interest and a key part of this requires the accurate identification of defined parts of the organism. Instance segmentation of organs, such as leaves, is a crucial prerequisite for plant phenotyping. Firstly, whether deep learning methods (such as Mask-RCNN) had generality for leaf and stem segmentation was evaluated. Training was conducted using four datasets about three plants, a public Arabidopsis dataset (CVPPP2014), and three developmental multi-view datasets from Arabidopsis, maize, and physalis. Multi-view images of given plants were collected at different developmental periods. The Arabidopsis datasets contained only leaf, and the maize and physalis datasets were different from the Arabidopsis datasets, having clearly distinct leaf, stems, and petioles. The results showed that the mean accuracy precision ($mAP_{0.5}$) of the Mask-RCNN model for Arabidopsis in the public datasets which was in the same growth period reached 85.3% and the mean intersection over union (mIOU) was 73.4%. The mean accuracy precision was more than 70.0% across different growth periods of Arabidopsis, maize, and physalis. The mean intersection over union was more than 60.0% across different growth periods of Arabidopsis, which indicated that Mask-RCNN displayed satisfying versatility for plant phenotyping and had high value for plant phenotyping. The results showed that the model had competitive advantage compared with previous plant segmentation algorithms. Furthermore, taking advantage of multi-view images, a leaf tracking method was presented to solve the problem of plant occlusions. It was helpful for the leaf counting and leaf area calculation of plants. The results showed that the proposed methods had a superior performance compared with other existing plant segmentation algorithms, and was promising to build a dynamic modeling for various plants during their entire growth cycles.

Key words: plant phenotyping; instance segmentation; feature extraction; Mask-RCNN; leaf counting; time-series images

0 引言

植物表型是指植物可测量的特征和性状,是植物受自身基因和生长环境相互作用的结果,也是决定农作物产量、品质和抗逆性等性状的重要因素^[1]。传统的植物表型研究主要依靠手动测量和专家经验,效率低且具有很强的主观性。随着植物功能基因组学和作物分子育种研究的深入,传统的表型观测已经成为制约其发展的主要瓶颈,而新兴的植物表型分析技术成为解决这一问题的有效途径^[2]。在植株表型测量中,为实现各器官相关表型的精确测量,比如对叶子形态(包括叶面积、叶片数量、叶倾角、叶脉等)、茎形态、果实特征等表型的测量,则对植物的各器官进行高精度分割是非常重要的前提条件^[3]。其中,植物茎叶自遮挡现象比较严重,因此植物茎叶的高精度分割研究成为植物表型研究领域的热点与难点之一。

近年来,随着计算机视觉技术的不断成熟,基于图像的植物表型研究成为农业研究的热门领域。早期基于图像的植物表型研究主要是利用图像处理技术、机器学习算法和叶子的形状特征等^[4-12]实现植物叶片的分割,并进行叶片计数、病虫害检测和植物识别等表型研究。随着植物表型研究的深入以及深度学习算法的快速发展,在植物图像的分析 and 识别中出现了新的挑战和需求,即满足高精度的植物表型数据需求成为植物表型研究的重点^[13-22]。深度学习算法能够实现植物表型更高精度地提取和测量,这不仅仅局限于植物的单一器官。在植物分割领域目前仍集中于叶片分割^[14]。针对植物幼苗时期叶片的表型研究问题(如叶片分割、叶片计数、叶子跟踪和定位等),2014 年召开的欧洲计算机视觉会议上举办了叶子分割挑战赛并公开了其数据集^[15](Computer vision problems in plant phenotyping, CVPPP)。国内外的研究者基于此数据集进行研究并取得了很多成果^[16-22]。XI 等^[16]提出利用具有 10 个单位隐藏层的前馈神经网络进行前景/背景分割,降低背景干扰,再利用分水岭算法进行叶片分割,并实现叶片计数,但分割效果并不理想,对称最佳骰子(Symmetric best dice, SBD)分数^[17]只有 71.1%。ROMERA-PAREDES 等^[18]首先提出基于递归神经网络的循环实例分割算法,但叶子分割效果很差,之后在此算法基础上进行改进,使用条件随机场(Conditional random field, CRF)作为后处理,尽管分割结果有所改善,SBD 分数提升了 10 个百分点左右,但 SBD 分数也只达到 66.6%。随后,REN 等^[19]提出一种具有注意力机制的端到端递归神经

网络架构用于植物叶片的实例分割,该算法不仅解决了部分遮挡问题,且实现了精细分割,分割效果有很大提升,即 SBD 分数达到 84.9%。KULIKOV 等^[20]从语义分割角度思考,首先提出一种将实例分割简化为语义分割的新方法,以端到端的方式训练实例分割,网络架构可以利用标准的语义分割架构。此算法不需要受到常规实例分割方法中的对象建议和边界框检测的限制,因此在小型数据集上也能得到很好的分割效果。同样地,BRABANDERE 等^[21]和 KULIKOV 等^[22]分别提出基于判别损失函数和基于正弦波嵌入式网络对植物图像进行实例分割,2 种方法在叶子实例细分上表现出很大竞争优势,且后一种方法是目前在拟南芥幼苗期的叶片分割算法中表现最好的,其 SBD 分数达到 89.9%。

上述研究大多是以植物幼苗为研究对象,即分割类别只有叶子一类,并没有实现植物茎叶的分割,也没有实现针对植物全生长周期的通用性分割模型。随着植物的生长,植物的自遮挡问题越来越严重,导致植物表型测量更加困难。Mask-RCNN^[23]是专门进行实例分割的深度学习算法,能同时实现多目标检测和实例分割。因此本文拟采用 Mask-RCNN 算法实现植物茎叶的实例分割,然后结合目标检测结果,以期利用基于多视角图像的叶子跟踪算法解决叶片遮挡问题,并能够计算出叶片数量和叶片面积。

1 材料与方法

1.1 数据集

使用 CVPPP 数据集中常用的 A1 序列(拟南芥幼苗),该序列有 128 幅图像,每幅图像的分辨率为 500 像素×530 像素。该数据集是拟南芥幼苗的单视角图像(俯视图)。

除公共数据集外,本文还使用了自采集的拟南芥、玉米和酸浆属植物 3 种植物在不同生长时期的多角度图像。这些植物生长在自动控制环境(温室大棚)中,温度设置在 15~20℃ 之间,并配有辅助灯光照明。自采集设备主要是带有变焦镜头的普通高分辨率数码相机(佳能 Canon 600D 型)、三角支架、漫反射补光灯和一个简易电动转盘。在拍摄时,相机的摆放位置距离植物 0.5~2 m,根据植物形态不同,可采用竖向(肖像模式)或横向(风景模式)拍摄,确保整个植物位于相机取景框范围之内。相机镜头的水平位置略高于植物,拍摄角度约为 45°,镜头聚焦点瞄准植物主茎的下部而不是顶部或叶片表面,拍摄开始前锁定自动变焦开关(禁止自动调焦)。同时,为了提高拍摄图像的清晰度,减少阴影

(通常是由植物自身遮挡引起的),使用了 2 个漫射照明灯和黑色背景^[24],拍摄实际场景如图 1 所示,拍摄装置平面示意图如图 2 所示。在成像过程中,植物临时从温室大棚转移到转盘上。转盘匀速顺时针转动,约 1.5 r/min,相机采用自动快门连续拍摄模式,从而得到 360°全方位视角的植物图像序列,拍摄图像编号依次递增,原始图像分辨率很高,为 2 304 像素×3 456 像素。植物的整个拍摄过程通常在 2~3 min 内可以完成。针对植物形态结构的复杂程度,本文选择间隔 3°~6°拍摄 1 幅图像,并将原始图像分辨率降低一半进行实验,以提高运算性能。实验由英国阿伯里斯特威斯大学 IBERS 学院英国国家植物表型组研究中心(NPPC)^[25]的成员提供了植物样本和图像采集方面的帮助,由中心主任 JOHN H D 教授提供实验指导。



图 1 多视角二维图像拍摄装置
Fig. 1 Multi-view 2-D imaging setup

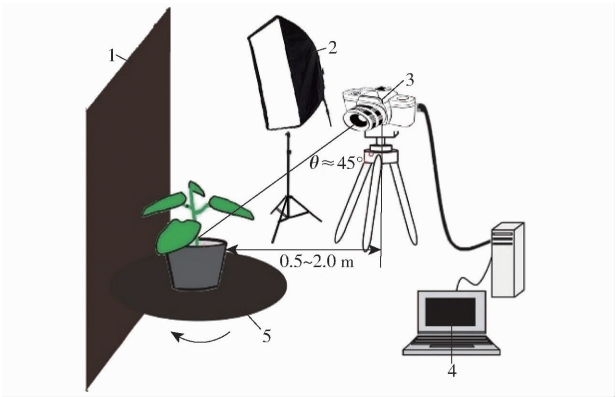


图 2 拍摄装置示意图
Fig. 2 Illustration of imaging setup

1. 背景 2. 照明灯 3. 相机 4. 计算机 5. 转盘

本文自采集的拟南芥数据包括 4 个时间序列的图像,按照拟南芥的生长周期长短依次命名为 M1~M4,其中 M1 数据集图像是在拟南芥播种后 28 d 左右拍摄的,M2~M4 数据集图像则是在 M1 数据采集之后每间隔 3~4 d 持续追踪同一株拟南芥生长过程拍摄的。自采集的酸浆属植物数据集(L1、L2)和玉米数据集(P1、P2)是分别拍摄采集 2 株酸浆属植物和 2 株玉米得到的。本文将拟南芥的 M1 数据集、玉米的 P1 数据集和酸浆属植物的 L1 数据集作为训练集,分别为 166、60、120 幅图像,样本图像如图 3 所示。本文为测试模型对植物分割的通用性,

将拟南芥的 M2~M4 数据集、玉米的 P2 数据集和酸浆属植物的 L2 数据集作为测试集,每个测试集各包含 10 幅图像。

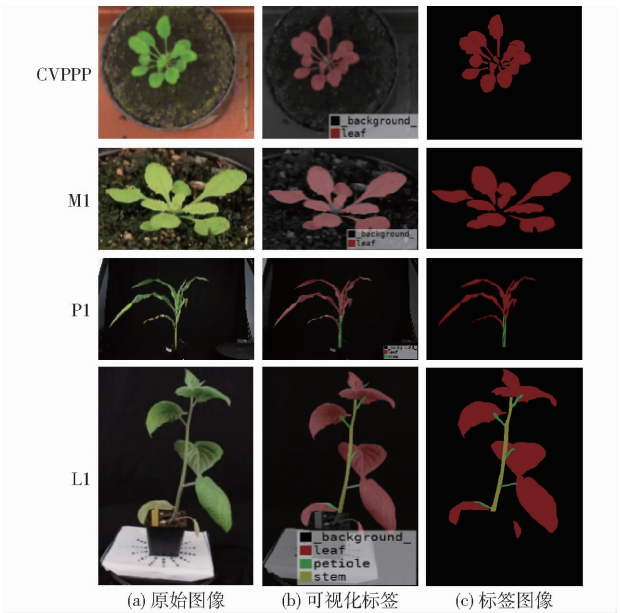


图 3 标注过程
Fig. 3 Illustration of labelling process

1.2 图像标注

采用 Labelme 工具对数据集进行标注。CVPPP 数据集的 A1 序列(拟南芥)有 128 幅图像,且分辨率不高,均为 500 像素×530 像素。A1 序列中拟南芥是幼苗植株,因此只有叶子 1 个标注类,标注后的结果如图 3 第 1 行图像所示。

在自采集的训练数据集中,拟南芥(M1)、玉米(P1)和酸浆属植物(L1)3 种植物的样本图像数量分别为 166、60、120 幅。由于图像中拟南芥幼苗体积小,所占图像面积的比例较小(无用背景区域较多),本文先裁剪出图像中拟南芥区域后再进行标注,裁剪后图像分辨率为 800 像素×380 像素。自采集拟南芥数据集与 CVPPP 数据集的 A1 序列中标注类别相同,只有叶子 1 个类,标注后的样本图像如图 3 第 2 行所示。由于实验平台采用的图形处理器(Graphics processing unit, GPU)的显存容量限制,自采集的玉米和酸浆属植物图像需要进一步降低图像分辨率才能保证训练实验正常进行。玉米和酸浆属植物数据集的图像分辨率分别被降至 600 像素×400 像素和 400 像素×600 像素。玉米的标注类别分为叶子和茎 2 类,而酸浆属植物的标注类别分为茎、叶柄和叶 3 类,其中叶柄是指叶子和茎干相连的部分,具体的标注结果如图 3 第 3 行和第 4 行所示。

1.3 植物分割实验方法

1.3.1 Mask-RCNN 算法基础框架

Mask-RCNN 算法因能精确地保存像素的空间

位置以及完成逐像素的掩膜预测,使得最终的模型不仅能够进行目标检测和分类,也能进行实例分割,而其他神经网络算法(如 YOLO、RCNN 等)并不能满足本文的要求,即同时实现目标检测和实例分割。Mask-RCNN 算法的主干网络通常是采用残差网络 ResNet101 或 ResNet50,经过实验对比,本文决定采用 ResNet101。从网络的底层到高层依次提取出植物图像的低级特征(边缘和角等)和高级特征(叶片和茎等),再使用特征金字塔网络(Feature pyramid networks, FPN)将高级特征传入底层,使其与低级特征融合,形成特征图输入到区域建议网

络(Region proposal networks, RPN)中。RPN 通过分布在特征图中不同尺寸的锚框(anchor)寻找存在目标的区域,形成区域建议框,并且每个建议框有 2 个输出,分别是 anchor 的前景/背景分类和前景边框。随后对建议框进行分类并生成掩膜(Mask)和边界框(BBox)。其中,分类器是对建议框进行具体分类(叶子、茎等类别)和边框精调,实现目标检测功能。最后经过 1 个全卷积网络(Fully convolutional network, FCN)对建议框进行掩膜生成,完成图像实例分割,具体的网络结构如图 4 所示。

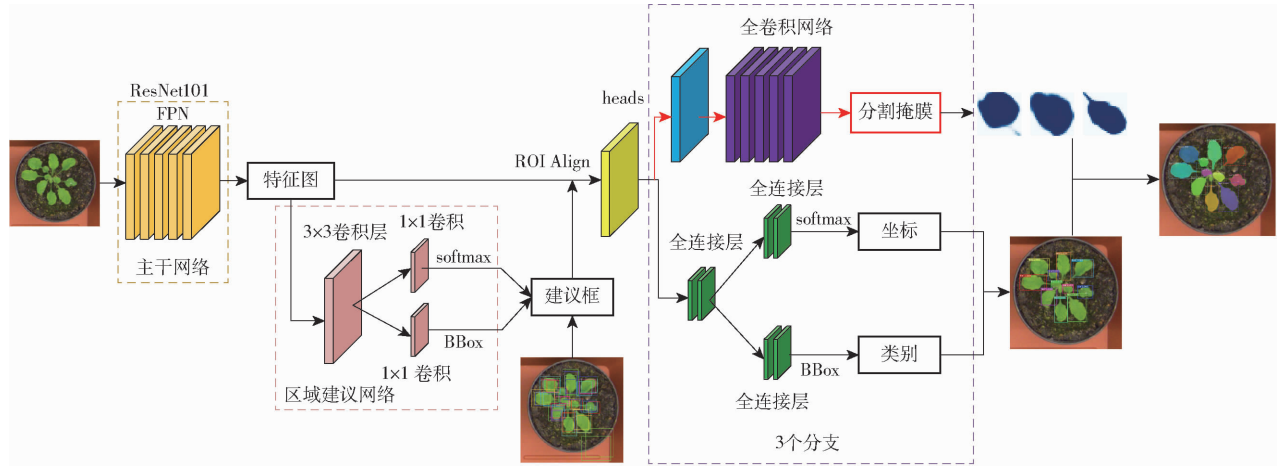


图 4 Mask-RCNN 结构图

Fig. 4 Framework of Mask-RCNN

1.3.2 模型训练

本文的实验运行环境为安装 Windows 10 操作系统的计算机服务器,CPU 为 Intel E5-2678V3, GPU 显卡为 GTX1080Ti。编程语言为 Python 3.7, 采用 Tensorflow 1.12.0 和 OpenCV 3.4 软件库。模型训练时,将学习率设置为 0.01,动量默认设置为 0.9,batch size 设为 4,其他参数为默认值。实验选择的 Mask-RCNN 的主干网络为 ResNet101,训练阶段首先迭代 40 次用于训练调整网络的 heads 层,然后迭代 80 次用于从 ResNet 的阶段 4 开始微调,最后对整个网络进行调整,迭代 40 次。每一个训练总共迭代 160 次,大约需要训练 8 h。

1.3.3 评估方法

本文目的是对植物的茎叶进行较好的分割和分类,即实现目标检测和实例分割,因此需要采用不同的评价指标分别对模型性能进行评估。针对模型的目标检测性能,本文采用的评价指标是类别平均精度^[26](Mean average precision, mAP_{0.5}),当交并比(IOU)大于等于 0.5 时精度(AP)定义为 AP_{0.5}。对于实例分割部分,本文采用平均交并比(Mean intersection over union, mIOU)进行评价。因此,在目标检测中,当 IOU 大于等于 0.5 时,该预测框检

测正确;当 IOU 小于 0.5 时,该预测框检测错误。

1.4 叶子跟踪方法

遮挡问题是基于图像的植物表型研究的难点之一,在单一视角采集的植物图像中,感兴趣的表型特征可能因为器官遮挡导致提取困难或提取错误。本文针对该问题提出了新思路:利用多视角植物图像中的特征匹配实现叶子目标的跟踪,部分解决遮挡导致的叶子识别问题。以本文使用的酸浆属植物数据集(L1)为例,采用尺度不变特征变换(Scale invariant feature transform, SIFT)^[27]算法进行特征点检测与匹配,利用投票策略和选取最大值的方法,完成时间序列图像中多叶子目标的动态跟踪与计数。详细的跟踪实现方法描述为:

Input: 2 幅植物不同角度图像(原图像 P_{t+1} 和目标图像 P_{t+2})

- (1)对 P_{t+1} 和 P_{t+2} 进行特征点检测和匹配
- (2)特征点对坐标 $\sum_{k=0}^r ((x_{k1}, y_{k1}), (x_{k2}, y_{k2}))$
// r 为匹配的特征点对总数
- (3)使用 Mask-RCNN 模型对 P_{t+1} 和 P_{t+2} 进行分割
- (4)得到 P_{t+1} 和 P_{t+2} 目标识别框 $b_i(i=0,1,\cdots,$

$n)$ 和 $b_j(j=0,1,\cdots,m)$

(5) 初始化 $k=0,i=0,j=0,matches=[]$ // k 为特征点对序号, i 和 j 分别为 P_{i+1} 和 P_{i+2} 的识别框下标, $matches$ 用于存储匹配好的实例

(6) if $k\leq r$
(7) if $j\leq m$ and $(x_{k2},y_{k2})\subseteq b_j$
(8) if $i\leq n$ and $(x_{k1},y_{k1})\subseteq b_i$
(9) 将 (i,j) 保存到 $matches$ 中
(10) else $i+1$ then Goto(9)
(11) else $j+1$ then Goto(8)
(12) else $k+1$ then Goto(8)
(13) $matches$ 集合中每个实例对应关系以少数服从多数原则, 确定最后的匹配结果

output: 输出叶子跟踪后的分割效果图

2 实验与结果分析

2.1 拟南芥数据集分割

针对单视角的 CVPPP 数据集, 本文将其 A1 序列按照 4:1:1 的比例随机取样构建了训练集、验证集和测试集^[28]。所采用的 Mask-RCNN 模型在训练集和验证集上的实验耗时约 8 h, 最终损失率降低至 0.092。然后将训练好的模型在测试集上进行测试, 实验效果良好, 精度性能指标 $mAP_{0.5}$ 和 $mIOU$ 分别为 85.3% 和 73.4%。某个测试的可视化结果如图 5 第 1 行第 3 列图像所示, 叶片遮挡对检测精度有一定影响; 对于遮挡较重的 2 片叶子, 模型不能正确地将它们分割为不同的实例对象; 而被茎干遮挡分成 2 部分的同片叶片 (遮挡不严重), 模型识别基

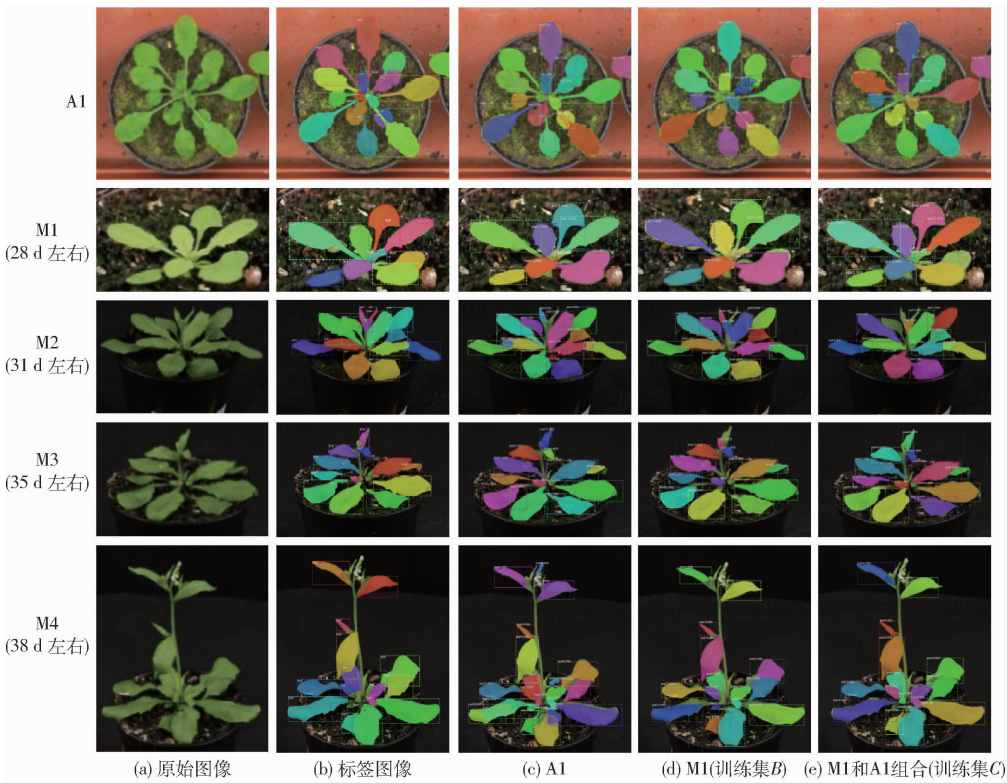


图 5 拟南芥分割可视化结果

Fig. 5 Visualization results of Arabidopsis segmentation

本正确, 仍将其分类为一个实例对象。由此可以看出, 基于单一视角的植物图像分割受遮挡影响较大且很难解决。

对于自采集的拟南芥数据集, 本文进行了组合对比实验, 即从 M1 数据集中随机抽取 100 幅图像作为训练集 B , 也将训练集 B 与 CVPPP 的 A1 序列中的 80 幅图像混合为 1 个训练集 C 。在这 2 个训练集上分别进行实验, 模型训练精度较高, 损失率分别降至 0.094 和 0.090。

为验证 Mask-RCNN 算法在植物茎叶分割领域的泛化能力, 本文继续进行对比分析实验, 将以上

3 个数据集训练得到的 Mask-RCNN 模型分别在拟南芥不同生长周期的数据集 (A1 和 M1 ~ M4) 上进行分割测试实验, 目标检测和分割评估结果如表 1 和表 2 所示。从表 1、2 可以得到: ①随着生长周期的延展, 拟南芥不断长出了新叶片, 形态变化显著, 整体上分割精度有小幅度的下降, 但是 $mAP_{0.5}$ 基本都大于 70.0%, $mIOU$ 也基本都在 60.0% 以上。②如果训练集中植物样本类型越多 (包含更多生长周期植物图像), 分割和识别精度也将会有所提高。如 M4 测试集的分割可视化样本图像所示, A1 序列的训练模型 (图 5c) 在测试时存在一片叶片的一部

分被重复识别为单个实例,训练集 B 训练出的模型(图 5d)对部分叶片的识别和分割不完全,存在叶片部分边缘分割缺失,导致分割精度降低,而训练集 C 训练出的模型(图 5e)并没有出现重复识别的情况,且分割精度较高。

表 1 拟南芥在不同时期目标检测结果 ($mAP_{0.5}$)
Tab.1 Target detection results of Arabidopsis in different periods ($mAP_{0.5}$)

训练集	测试集					%
	A1	M1	M2	M3	M4	
A1	85.3	78.8	76.2	74.5	71.2	
M1	75.9		72.4	69.3	78.0	
A1 + M1	82.3		73.2	76.6	87.5	

表 2 拟南芥在不同时期的分割评估结果 ($mIOU$)
Tab.2 Segmentation results of Arabidopsis in different periods ($mIOU$)

训练集	测试集					%
	A1	M1	M2	M3	M4	
A1	73.4	69.6	61.6	67.6	54.9	
M1	68.5		60.5	67.8	62.9	
A1 + M1	71.8		62.0	67.6	63.3	

2.2 玉米和酸浆属植物分割

玉米和酸浆属植物属于多实例分割,其中玉米分为叶子和茎 2 类,而酸浆属植物则有叶子、茎干和叶柄 3 类。本实验从自采集的玉米(P1)和酸浆属植物(L1)数据集中分别随机抽取 40 幅和 72 幅图像作为训练集,玉米和酸浆属植物的分割模型在训练时参数与拟南芥分割模型训练时的参数设置保持一致,2 个模型训练的最终损失率分别降至 0.075 和 0.083。

与拟南芥的分割模型测试方式相同,本文将训练好的模型在同一植物不同生长时期进行对比测试,尽管玉米结构相对复杂和叶片扭曲严重,酸浆属植物存在叶片遮挡等问题,但最终 2 个分割模型测试实验的评价指标 $mAP_{0.5}$ 也都达到 70.0%。玉米的分割可视化结果如图 6 第 1 行所示。从图 6 中可以看出:①玉米叶片细长且存在扭曲,表面纹理差异明显,导致该叶片可能被错误识别成 2 段。②在玉米的 P2 时期, $mAP_{0.5}$ 仍达到 74.4%,但 $mIOU$ 仅为 54.4%,主要原因也在于玉米叶片的扭曲,使得在分割时识别不完全,从而导致分割精度很低。酸浆属植物的测试结果可视化样本如图 6 第 2 行所示。可以看出,在 L2 测试集上,由于酸浆叶之间相互遮挡严重,导致实例对象的漏检,最后的 $mAP_{0.5}$ 只为 70.0% 左右, $mIOU$ 也只达到 58.1%。遮挡问题一直是植物表型研究中的一个重点和难点^[11]。

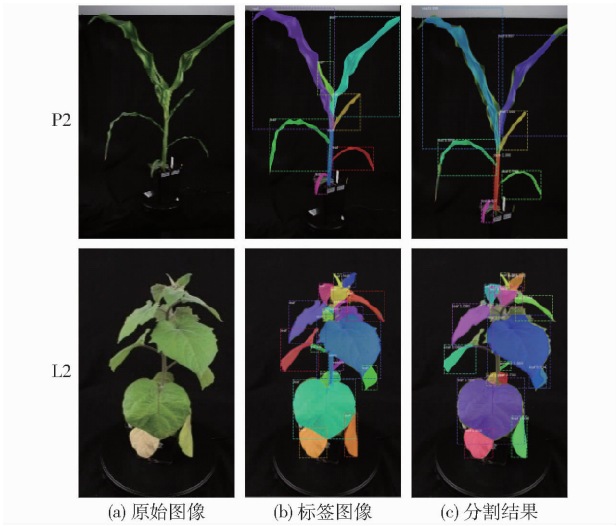


图 6 玉米和酸浆属植物分割可视化结果

Fig.6 Visualization results of maize and physalis segmentation

2.3 叶片跟踪和叶面积估算实验

在植物表型研究中,叶片数目的准确计算和叶面积的无损测量是研究目标之一。本文在完成植物分割基础上,首先采用分辨率为 400 像素 × 600 像素的酸浆属植物图像进行特征匹配,但是跟踪效果较差,只有 50% 左右的叶片跟踪正确。通过实验对比,本文最终采用分辨率为 800 像素 × 1 200 像素的图像进行实验,效果较好,实验结果如图 7 所示。

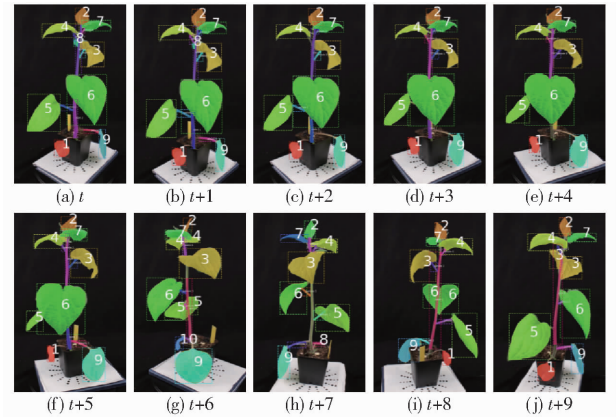


图 7 在 L1 数据集上的跟踪结果

Fig.7 Results of leaf tracking on L1 dataset

本实验输出可视化图像结果时,按照拍摄时间的前后顺序, $t+1$ 时刻图像与 t 时刻图像中同一片叶片对象的掩膜颜色和标签编号保持一致,便于匹配跟踪结果的观测与分析。在实验中发现,相邻 2 幅图像的间隔角度在 $3^{\circ} \sim 6^{\circ}$ 时跟踪效果最好。若选取的图像间隔角度过大,将导致特征点匹配数量降低,大约只有 50% 的叶子能够正确匹配。本实验可视化结果见图 7,由 t 时刻的结果图像可以看到,标号为 3 的叶片由于茎干的遮挡,被错误分割成 2

片叶片(标记为 3 和 8),导致最终的叶片总数暂时被错误统计为 9 片。而在 $t+2$ 时刻之后的图像中,因为之前遮挡不复存在,标号 8 的“叶片”消失,只出现标号 3 的叶片,说明跟踪方法有效地进行了纠错。在全部序列即将结束的 $t+8$ 和 $t+9$ 时刻图像中,标号 6 和标号 3 的叶片尽管分别因为遮挡被错误分割为 2 片叶片,但均被跟踪算法检测为同一个分类,纠正为 1 片叶片,叶片总数最终也统计为正确的 8 片。由此可以看出,虽然也有遮挡,但是可以通过对多视角图像的叶片跟踪,从其他角度的图像中得到叶片的精确数目。

叶片面积是植物学家一直比较关注的植物表型特征之一。由于单视角的 2D 图像存在投影变换和遮挡的问题,基于图像对植物叶面积进行测量的方法难于进行。传统方法一般采取专门手持的叶面积测量仪器对叶片进行手工测量^[29];或者把叶片裁剪下来,平铺后用相机进行俯视拍摄(正投影),然后用专门的植物图像处理软件进行叶面积的计算^[30]。传统方法需要人工介入,较为耗时低效,本文采用酸浆属植物(L1)的实例分割和叶跟踪实验结果,可以简单便捷地对叶面积进行估测。因为 Mask-RCNN 是基于像素点的实例分割算法,其输出结果中边界框(BBox)和掩膜(Mask)是由包含像素点位置和分类类别的多维数组表示,二值 Mask 数组用“1”代表该像素属于分类目标。因此,Mask 中的“1”的统计数量就近似对应每片叶片分割区域的像素总数。本文在对序列图像进行叶子跟踪的同时,将每片叶片的像素总数按照标签编号顺序依次存储在一个二维

数组中,通过排序对比,提取每片叶片对应的最大像素数量(近似认为最接近正投影角度)。然后对每片叶片的最大像素数量进行等比例换算(还原到原始采集图像分辨率),即可粗略地估算出叶子的 2D 投影图像面积(像素)。通过以上方法,本实验得到的叶片 1~8 的投影面积分别为 64 812、51 732、244 312、116 619、558 213、541 326、62 482、285 560 像素。通过已知的拍摄相机参数(镜头焦距、图像分辨率、CCD 物理尺寸等)与固定参照物尺寸(花盆和标定板),可计算出原始图像中每个像素面积近似对应 0.02 mm^2 ,因此换算出叶片 1~8 的实际物理面积分别约为 12.96、10.35、48.86、23.32、111.64、108.27、12.50、57.11 cm^2 。由于缺少拍摄采集时刻这株酸浆植物叶面积的手工真实测量值(ground truth),目前无法对本文叶片面积估算方法的准确率进行定量分析,有待进一步实验验证。

3 结论

- (1) 基于 Mask-RCNN 的实例分割算法对于植物茎叶分割的通用性能好,mAP_{0.5}大部分在 70.0% 以上,单实例分割的 mIOU 大多在 60.0% 以上。
- (2) 在严重遮挡及分割目标较小的情况下,基于 Mask-RCNN 的实例分割算法的准确性不高,有待进一步提高。
- (3) 借助多视角时间序列图像,通过叶片图像的特征点匹配进行植物叶片跟踪的方法,在一定程度上能有效解决由遮挡导致的叶片表型参数提取准确率下降的问题。

参 考 文 献

[1] 翁杨,曾睿,吴陈铭,等. 基于深度学习的农业植物表型研究综述[J]. 中国科学:生命科学,2019,49(6):698-716.
WENG Yang, ZENG Rui, WU Chenming, et al. A survey on deep-learning-based plant phenotype research in agriculture[J]. Sci Sin Vitae, 2019, 49(6): 698-716. (in Chinese)

[2] 冯慧,熊立仲,陈国兴,等. 基于高光谱成像和主成分分析的水稻茎叶分割[J]. 激光生物学报,2015,24(1): 31-37.
FENG Hui, XIONG Lizhong, CHEN Guoxing, et al. The segmentation of leaf and stem of individual rice plant with hyperspectral imaging system and principal component analysis[J]. Acta Laser Biology Sinica, 2015, 24(1): 31-37. (in Chinese)

[3] 张慧春,周宏平,郑加强,等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报,2020,51(3):1-17.
ZHANG Huichun, ZHOU Hongping, ZHENG Jiaqiang, et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 1-17. (in Chinese)

[4] 袁媛,李森,陈晟,等. 复杂背景黄瓜叶部病害图像分割方法[J]. 农业机械学报,2013,44(10):233-237.
YUAN Yuan, LI Miao, CHEN Sheng, et al. Segmentation of cucumber leaf disease images with complex background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(10): 233-237. (in Chinese)

[5] 丁永军,张晶晶,LEE Won Suk,等. 小波变换与分水岭算法融合的番茄冠层叶片图像分割[J]. 农业机械学报,2017,48(9):32-37.
DING Yongjun, ZHANG Jingjing, LEE Won Suk, et al. Segmentation of tomato leaves from canopy images by combination of wavelet transform and watershed algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 32-37. (in Chinese)

[6] 张万红. 基于图像分割的苹果叶片几何参数计算[J]. 中国农业大学学报,2018,23(8):101-108.
ZHANG Wanhong. Calculating geometrical parameters of apple leaf based on the image segmentation[J]. Journal of China Agricultural University, 2018, 23(8): 101-108. (in Chinese)

[7] 崔永杰,苏帅,王霞霞,等. 基于机器视觉的自然环境中猕猴桃识别与特征提取[J]. 农业机械学报,2013,44(5): 247-252.

- CUI Yongjie, SU Shuai, WANG Xiaxia, et al. Recognition and feature extraction of kiwifruit in natural environment based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(5): 247–252. (in Chinese)
- [8] WANG Xiaofeng, HUANG Deshuang, DU Jixiang, et al. Classification of plant leaf images with complicated background[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2): 916–926.
- [9] PAPE J M, KLUKAS C. 3-D histogram-based segmentation and leaf detection for rosette plants[C]//ECCV Workshops (4), 2014, 5: 61–74.
- [10] SCHARR H, MINERVINI M, FRENCH A P, et al. Leaf segmentation in plant phenotyping: a collation study[J]. Machine Vision & Applications, 2016, 27(4): 585–606.
- [11] GIUFFRIDA M V, MINERVINI M, TSAFTARIS S A. Learning to count leaves in rosette plants[C]//Proceedings of the Computer Vision Problems in Plant Phenotyping (CVPPP), 2016.
- [12] GAUTIER V, OLIVIER L, PAUL-HENRY C. Leaf segmentation and tracking in arabidopsis thaliana combined to an organ-scale plant model for genotypic differentiation[J/OL]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7. DOI:10.3389/fpls.2016.02057.
- [13] UNSEOK L, CHANG S, ANANTRIO P G, et al. An automated high-throughput plant phenotyping system using machine learning-based plant segmentation and image analysis[J]. PloS One, 2018, 13(4): e0196615.
- [14] 熊俊涛,戴森鑫,区炯洪,等. 基于深度学习的大豆生长期叶片缺素症状检测方法[J]. 农业机械学报,2020,51(1):195–202.
- XIONG Juntao, DAI Senxin, OU Jionghong, et al. Leaf deficiency symptoms detection method of soybean based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 195–202. (in Chinese)
- [15] MASSIMO M, ANDREAS F, HANNO S, et al. Finely-grained annotated datasets for image-based plant phenotyping[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 81: 80–89.
- [16] XI Y, LIU X, JIN C, et al. Multi-leaf tracking from fluorescence plant videos[C]//IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2014: 408–412.
- [17] SCHARR H, MINERVINI M, TSAFTARIS S A, et al. Annotated image datasets of rosette plants[C]//European Conference on Computer Vision, 2014: 6–12.
- [18] ROMERA-PAREDES B, TORR P. Recurrent instance segmentation[C]//European Conference on Computer Vision, 2016.
- [19] REN M, ZEMEL R S. End-to-End instance segmentation with recurrent attention[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition(CVPR), 2017.
- [20] KULIKOV V, YURCHENKO V, LEMPITSKY V. Instance segmentation by deep coloring[J]. arXiv preprint arXiv: 1807.10007, 2018.
- [21] BRABANDERE B D, NEVEN D, GOOL L V. Semantic instance segmentation with a discriminative loss function[J]. arXiv preprint arXiv: 1708.02551, 2017.
- [22] KULIKOV V, LEMPITSKY V. Instance segmentation of biological images using harmonic embeddings[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 3843–3851.
- [23] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask – RCNN[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017: 2980–2988.
- [24] LOU L. Cost-effective accurate 3-D reconstruction based on multi-view images for plant phenotyping[D]. Aberystwyth University, 2016.
- [25] The National Plant Phenomics Centre of UK[EB/OL]. <https://www.plant-phenomics.ac.uk/>.
- [26] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]//European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2014: 740–755.
- [27] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [28] LV H, CHEN Z, MO Y H, et al. Segmentation and counting of plant organs using deep learning and multi-view images[C]//UKCI, 2021.
- [29] 陈云坪,袁子炜,马存诗,等. 基于半球摄影法的便携式叶面积指数测量仪研制[J]. 实验室研究与探索,2020,39(10): 73–76.
- CHEN Yunping, YUAN Ziwei, MA Cunshi, et al. Design of portable measuring instrument for leaf area index based on hemispheric photography[J]. Research and Exploration in Laboratory, 2020, 39(10): 73–76. (in Chinese)
- [30] 施滢,夏春华. 基于棋盘格的可变参照物叶面积测量方法研究[J]. 中国农机化学报,2021,42(5):191–196.
- SHI Ying, XIA Chunhua. Research on leaf area measurement of variable reference based on checkerboard[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(5): 191–196. (in Chinese)