

基于 PP - liteseg 和 Jetson Orin Nano 的香菇菌棒表型测量方法

梁秀英¹ 刘欢¹ 米盼盼² 边银丙² 杨万能^{2,3}

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学植物科学技术学院, 武汉 430700;
3. 华中农业大学作物遗传改良国家重点实验室, 武汉 430070)

摘要: 针对香菇育种过程中表型性状考察困难、人工测量费时费力的问题, 提出一种适用于 Jetson Orin Nano 平台部署的香菇菌棒表型测量方法。使用手机和工业相机对 3 种不同数据源的香菇菌棒进行图像采集, 标注香菇菌落数据集并进行增强; 比较了 Bisenet、Stdseg、U-net、Deeplabv3p、PP-liteseg 5 个分割模型在 Test-A、Test-B 和 Test-C 测试集上的分割效果, 结果表明 PP-liteseg 的普适性优于其他网络, PP-liteseg 分割模型在 3 个测试集上的平均交并比超过 97.53%, 平均像素准确率高于 99.49%, 推理单幅图像耗时 660 ms; 为进一步平衡模型准确性和实时性, 采用量化蒸馏方式对 PP-liteseg 模型进行压缩, 并部署到 Jetson Orin Nano 平台上, 压缩后的模型在 Test-B 测试集上的平均交并比和平均像素准确率分别为 97.50% 和 99.51%, 推理单幅图像耗时 43.63 ms, 比压缩前缩短近 64%; 采用 PP-liteseg 分割香菇菌棒图像, 提取菌落表型, 再根据菌落径向长度和轴向宽度得到菌丝生长长度, 与人工测量值相比, 菌丝生长长度平均绝对百分比误差、均方根误差和决定系数分别为 1.874%、0.148 cm、0.918; 采用该方法测量了 6 个菌株在连续 4 d 内的菌丝生长长度, 结果表明, 6 个菌株的菌丝生长速度无论在单日还是在整个培养期内均有差异, 其中 49 号和 168 号菌株差异最大。研究表明, 本文方法适用于香菇菌棒表型测量, 并能够以良好的准确性和实时性在 Jetson Orin Nano 平台上运行。

关键词: 香菇菌棒; 菌丝生长长度; PP-liteseg; Jetson Orin Nano; 模型轻量化; 表型

中图分类号: TP391.4; S646

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0140-08

OSID:



Phenotypic Measurement of *Shiitake Mushroom* Sticks Based on PP - liteseg and Jetson Orin Nano

LIANG Xiuying¹ LIU Huan¹ MI Panpan² BIAN Yinbing² YANG Wanneng^{2,3}

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430700, China

3. State Key Laboratory of Crop Genetic Improvement, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

Abstract: Aiming at the problems of difficulty in examining phenotypic traits and time-consuming and laborious manual measurements during *shiitake mushroom* breeding, a phenotypic measurement method for *shiitake mushroom* sticks applicable to the deployment of the Jetson Orin Nano platform was proposed. Image acquisition of *shiitake mushroom* sticks from three different data sources was performed by using cell phones and industrial cameras, and the *shiitake mushroom* colony dataset was labeled and enhanced; the segmentation effects of five segmentation models, namely, Bisenet, Stdseg, U-net, Deeplabv3p, and PP-liteseg, were compared on the Test-A, Test-B, and Test-C test sets, and the results showed that PP-liteseg was the most suitable segmentation model for the test set of *shiitake mushroom*. The results showed that PP-liteseg was more pervasive than other networks, the mIoU of PP-liteseg segmentation models on the three test sets was more than 97.53%, the mPA was higher than 99.49%, and the inference of a single image took 660 ms. To further balance the accuracy and real-time performance of the model, the PP-liteseg model was compressed by quantized distillation and deployed

收稿日期: 2024-09-22 修回日期: 2024-10-25

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2022CXGC010609)、国家自然科学基金项目(U21A20205)和湖北洪山实验室重大项目(2022hszd024)

作者简介: 梁秀英(1976—),女,副教授,博士,主要从事动物表型、智慧农业技术与装备研究,E-mail:nancy@mail.hzau.edu.cn

通信作者: 杨万能(1984—),男,教授,博士,主要从事作物表型组研究,E-mail:ywn@mail.hzau.edu.cn

on the Jetson Orin Nano platform, and the mIoU and mPA of the compressed model on the Test - B test set were 97.50% and 99.51%, respectively, and the inference of a single image took 43.63 ms, which was nearly 64% shorter than that of the pre-compression model; the images of *shiitake mushroom* sticks were segmented by using the PP - liteseq, and the phenotypes of colonies were extracted, and then the mycelial growth length was obtained based on the radial length and axial width of the colony, and the average absolute percentage error, root mean square error and coefficient of determination of the mycelial growth length were 1.874%, 0.148 cm and 0.918, respectively, compared with the manually measured values; the mycelial growth length of six strains were measured by the method in four consecutive days, and the results showed that the mycelial growth rate of six strains, both in a single day or during the whole culture period, with the greatest difference between strains 49 and 168. The study demonstrated that the method was suitable for the phenotypic measurement of *shiitake mushroom* mycelium and can be run on the Jetson Orin Nano platform with good accuracy and real-time performance.

Key words: *shiitake mushroom* sticks; mycelial growth length; PP - liteseq; Jetson Orin Nano; model lightweight; phenotype

0 引言

香菇是菇类中市场占有率最高的一种食用菌,素有“山珍之王”的美誉,具有较高的营养价值和经济价值^[1-2]。随着纯菌种段木栽培香菇、代料栽培等技术的发展,我国香菇产业不断发展,产量不断提高^[3-5]。目前我国香菇产业正在向工业化生产转型升级,随着近年来香菇栽培相关机械设备越来越成熟,生产过程已经可以实现部分机械化^[6-8],但香菇生产的整体信息化水平比较低,一些生产决策需要依靠人工经验来判断。

随着计算机硬件的升级,数据量的不断扩大,算法性能的提升,深度学习在果实识别和计数^[9-11]、病虫害识别^[12-14]、杂草识别^[15-16]、表型提取^[17-19]等方面^[20-22]得到应用。

在食用菌领域国内学者袁培森等^[23]基于GAN网络,设计了用于菌菇表型数据生成的系统,该系统可为菌菇数据分类和识别提供数据支撑。王磊磊等^[24]基于改进的YOLO v5对平菇菌棒进行三分类,分别为成熟、未成熟和未长出,为菇房的平菇目标检测提供了有效的技术手段。司振宇^[25]提出了一种基于ResNet50和Softmax分类器的香菇菌棒成熟度识别系统,该系统的识别精度为78.94%。王雯彦^[26]基于MobileNetV2网络,在反残差块中嵌入融合注意力机制,提高模型识别的准确率,改进后模型的准确率达到92.31%。祖大为^[27]基于ResNeXt50模型,提出了一种香菇菌棒病害识别方法,该方法可以对黄曲霉病害菌棒、绿霉病害菌棒、链孢霉病害菌棒和正常菌棒这4类菌棒进行有效识别。国外学者WEI等^[28]提出了一种名为Recursive - YOLO v5的网络模型,该模型牺牲了部分的预测速度提高了12.87%的准确度,能够有效识别98%的香菇。LU等^[29]基于深度学习开发了可以测量蘑菇

大小和数量,还可以向农民的手机发送提示信息的系统,该系统可与温室系统相结合,从而优化蘑菇的生长条件。LEE等^[30]开发出一种基于计算机视觉系统来测量蘑菇菌盖大小的方法,选择Mask R - CNN网络作为基础分割模型,并且在此基础上改进了算法,达到了更快的检测速度。

总的来说,目前针对香菇菌棒表型的研究较少。针对上述问题,本文提出一种基于PP - liteseq的香菇菌棒表型测量方法:首先采用PP - liteseq模型对待测菌棒进行语义分割,然后对网络分割后的图像进行后处理,最终得到菌棒上各菌落的相关表型,以期香菇育种工作者选育优良品种提供技术支持。

1 材料与方法

1.1 实验材料与数据获取

本文采集的图像来源于不同培养环境、不同品种和不同生长时期的香菇菌棒,成像距离在35 ~ 45 cm之间,图像保存格式均为jpg。详细信息如表1所示,部分图像如图1所示。

表1 香菇菌棒图像信息

Tab. 1 Image information for *shiitake mushroom* sticks

数据来源	图像分辨率/ (像素×像素)	图像采集设备	图像采集 时间
华中农业大学蘑菇 科教中心	4 000 × 3 000	Redmi K50	2022年
		Ultra	5—6月
山东七河生物科技 股份有限公司	4 000 × 3 000	Redmi K50	2023年
		Ultra	3月10—20日
十堰市昌欣香菇产 业发展有限公司	1 920 × 1 440	RYS4K - 4150 Camera	2024年 2月2—8日

华中农业大学蘑菇科教中心和山东七河生物科技股份有限公司的图像采集装置比较简单,图2所示装置用于采集十堰市昌欣香菇产业发展有限公司的菌棒图像,主要由菌棒检测模块、菌棒传送模块、

图像采集模块和控制模块(Stm32c8t6 单片机)等组成。为了保证图像成像质量,要求装置运行速度不能太快,通过多次实验,确定装置运行速度为74.6 mm/s。该装置采集图像流程如下:当光电传感器检测到菌棒时,单片机接收到信号向上位机发送指令,上位机对俯视相机的当前帧进行保存,保存的当前帧即为菌棒图像。

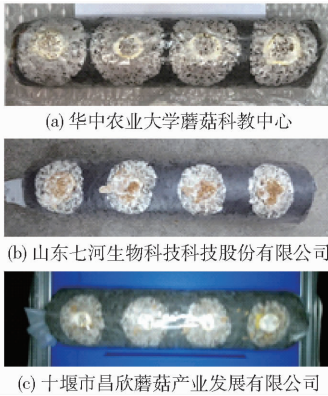


图1 不同数据来源的菌棒图像

Fig. 1 Images of sticks from different data sources

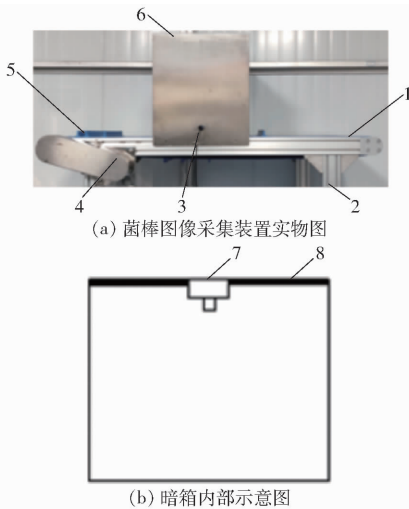


图2 菌棒图像采集装置

Fig. 2 Stick image acquisition device

1. 传送带 2. 机架 3. 光电传感器 4. 步进电机 5. 挡板 6. 暗箱 7. 俯视相机 8. 光源

1.2 数据集构建

用于模型训练的数据来源于华中农业大学蘑菇科教中心及山东七河生物科技股份有限公司,对前期初步获取的图像进行筛选、剔除后,得到图像200幅,对200幅原始图像按照比例8:1:1划分为训练集、验证集和测试集,其中训练集160幅、验证集和测试集各20幅。使用图像标注工具LabelMe对菌落区域进行像素级标注,如图3b所示,得到json文件并将其转换为模型训练所需要的8位灰度图,如图3c所示。为了避免网络因训练样本不足导致过拟合,对训练集进行数据增强。采用的数据增强方

法包括图像翻转(水平、垂直和中心翻转)、调整亮度和添加噪声,按照随机概率进行组合增强,增强后训练集图像为900幅。

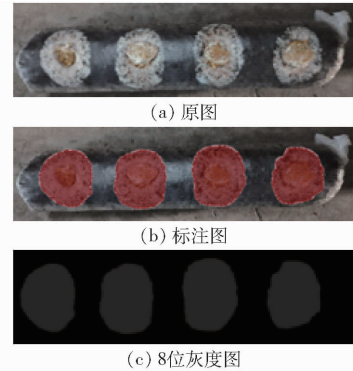


图3 原图、标注图和8位灰度图

Fig. 3 Original, labeled, and 8-bit grayscale images

1.3 PP-liteseg 语义分割模型

语义分割任务旨在为图像中的每个像素进行分类,实现像素级别的物体分割和语义理解。随着相关技术的不断发展,出现了一些高准确率算法,例如U-net^[31]、Deeplabv3p^[32]等。这些算法通过引入跳跃连接、空洞卷积等操作,并结合上下文信息和后处理技术,有效提高了语义分割的准确性和效果。同时,为了满足实时语义分割的需求,也出现了一些轻量级网络,如BiseNet^[33]、Stdcseg^[34]等。这些网络通过设计紧凑的结构、优化计算效率和参数量,实现了快速的实时分割,适用于对实时性要求较高的场景。

PP-liteseg^[35]是一种用于实时语义分割的轻量级模型。与其他方法相比,PP-liteseg在NVIDIA GTX 1080Ti上,以273.6 f/s获得72.0%的mIoU,以102.6 f/s获得77.5%的mIoU,在精度与速度之间取得了更优的平衡。本文采用PP-liteseg-B模型。PP-liteseg基于Encode-Decoder架构,由编码器(Encode)、统一注意力融合模块(UAFM)、简单金字塔池化模块(SPPM)和灵活轻量级解码器(FLD)4部分组成,网络结构如图4所示。在Encode部分,采用STDC进行特征提取,共包含5个阶段,每个阶段均进行一次步长为2的下采样,最终得到输入图像大小1/32的特征图;在UAFM部分,利用空间和通道两种注意力机制生成权重 α ,然后将输入特征与 α 混合,该模块通过融合低层次和高层次的语义信息来加强特征表示,提高分割精度;SPPM用于聚合上下文的信息,不同于传统的PPM模块,该算法减少了中间和输出通道,并且采用加法操作代替了级联操作,从而降低了模型计算量,这种优化策略使得分割模型能够在较小的额外推理时间内实现更好的性能;在FLD部分,区别于传统的Decoder,

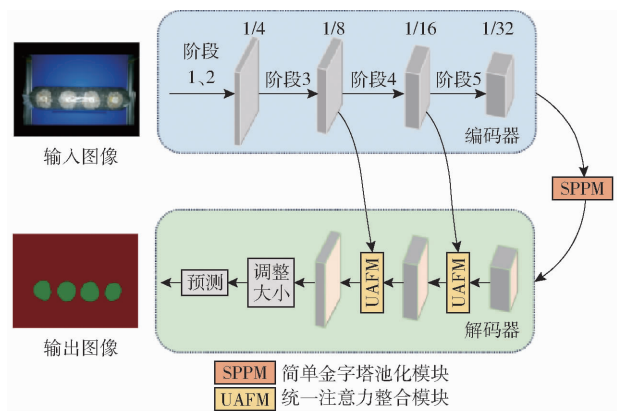


图 4 PP-liteSeg 模型结构图

Fig. 4 PP-liteSeg model structure diagram

FLD 在逐渐增加特征图的大小时, 逐渐减小特征的通道数, 从而减少运算量, 实现模型精度和速度的平衡。

1.4 模型评价指标

为了客观比较不同分割模型性能, 本研究采用平均像素准确率 (mPA) 和平均交并比 (mIoU) 来评价各模型精度, 并采用单幅图像推理用时 (T) 来衡量模型推理速度, 其中单幅图像尺寸为 $1\,920$ 像素 \times $1\,440$ 像素。

1.5 模型训练、压缩与部署

1.5.1 模型训练

模型训练软件环境配置为 Windows 10、Python 3.8、Cuda 11.2、PaddleSeg 2.8 和 PaddlePaddle 2.6.1; 硬件环境为 CPU Intel Xeon w3-2423 处理器, GPU 采用 NVIDIA RTX A4000 显卡, 显存为 16 GB。通过设置 epoch 对网络进行训练的方式会受到数据集样本数的影响, PaddleSeg 按照 iters 的方式来设置模型总迭代次数。对各个网络模型迭代 24 000 次, 批处理大小为 4。

1.5.2 模型压缩

模型量化和蒸馏是两种常见的深度学习模型压缩技术。模型量化通过将 32 位浮点数转换成 8 位整数来降低计算内存, 提高模型推理速度; 蒸馏则基于“教师-学生模型”的思想, 通过使用大的教师模型指导小的学生模型进行训练, 从而提高小模型性能。本文采用 Paddleslim 中的 ACT 压缩工具, 以量化蒸馏的方式对模型进行压缩, 量化蒸馏的相关参数为: 迭代次数为 20、批处理大小为 1、优化器为 SGD、初始学习率为 0.000 5、权重衰减系数为 0.000 04。

1.5.3 模型部署

采用 Jetson Orin Nano 平台进行边缘部署, 该平台内存大小有 8 GB 和 4 GB 版本, 本文采用 8 GB 版本的 Jetson Orin Nano。该平台的主要硬件环境为

6 核 ARM Cortex-A78 的 CPU 和搭载 32 个 Tensor Core 的 1 024 核 NVIDIA Ampere 架构的 GPU。软件环境主要由 Python 3.8、Jetpack 5.1.1、CUDA 11.4、Cudnn 8.6、TensorRt 8.5 搭建, 操作系统为 Ubuntu 20.04。相较于 Jetson Nano 提供的 472 GFLOPS 浮点运算性能, Jetson Orin Nano (8 GB) 在处理整数运算时能够提供高达 40 TOPS 的性能, 这大约相当于前者的 85 倍。这种显著的性能提升使得 Jetson Orin Nano 能执行复杂的计算任务, 能更高效地满足用户需求。Jetson Orin Nano 平台运行图像如图 5 所示。

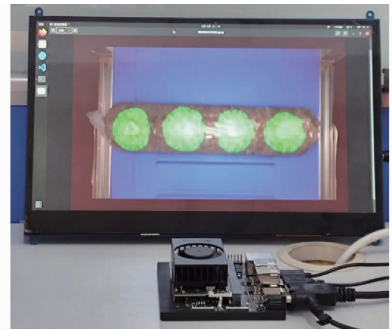


图 5 Jetson Orin Nano 平台模型运行示意图

Fig. 5 Schematic of Jetson Orin Nano platform model run

为进一步加快图像推理速度, 采用 TensorRt 进行推理加速。TensorRt 通过对网络结构进行整合, 在运行时对网络进行优化, 大大减少了计算量, 从而实现模型推理加速, 过程如下:

(1) 垂直整合: 在深度学习网络中 Conv-Bn-ReLU 结构十分常见, TensorRt 将网络结构中的 Conv 层、Bn 层和 ReLU 层进行合并, 形成一个 CBR 层, 将模型推理到该结构时的 3 次运算减少到 1 次。

(2) 水平整合: 将相同张量和相同操作的部分进行融合, 减少 CUDA 核心资源消耗, 从而提高显存的利用率。

(3) 融合 Concat 层: 将 Concat 层的输出直接输入后续的操作中, 不用单独进行 Concat 计算, 减少了传输次数。网络结构优化前后示意图如图 6 所示。

1.6 菌落表型提取方法

分割模型得到的菌落不能直接用于生长量的计算, 因为部分图像分割后会出现一些问题, 比如冗余的小区域和菌落内部含有孔洞等, 所以在得到模型分割后的图像后, 需要对其进行后处理来得到菌落表型。

图像后处理步骤主要包含: ①二值化: 将 PP-liteSeg 分割后的图像转换为二值图。②闭运算: 使二值图中的边缘更加平滑。③孔洞填充: 填充图像中连通域中的小孔。④去除小区域: 设定面积

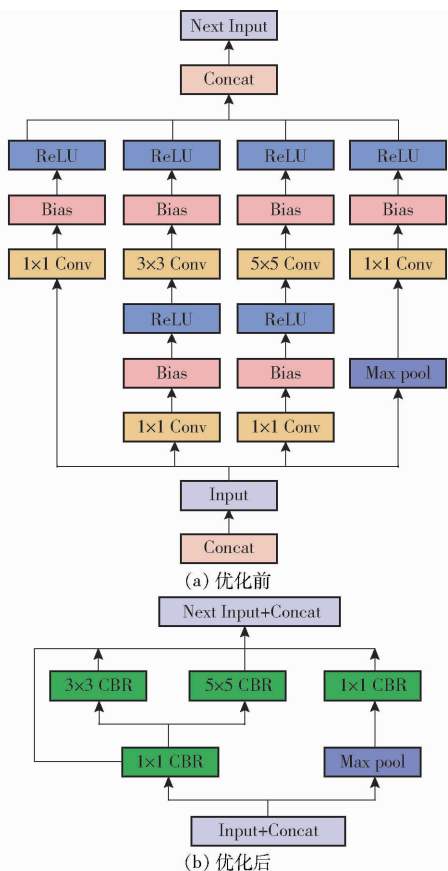


图6 TensorRt网络结构示意图

Fig.6 Schematics of TensorRt network structure

阈值,去除图像中连通域面积小于阈值的小区域。

⑤标记连通域:对图像中的连通域进行标记,具体方式如下:首先通过 scikit - image 库中内置的 skimage. measure. label() 函数进行标记,然后通过调用 skimage. measure. regionprops 函数的 centroid 属性得到各连通域质心的 x 坐标,最后按各连通域质心的 x 坐标从小到大的规则对各连通域进行重新标记,这一操作可以保证同一菌棒的同一菌落在不同时期标记的一致性,从而对不同时菌落进行分析。对待测菌棒菌落表型提取步骤如图7所示。在对待测菌棒图像进行上述操作后,可以得到待测香菇菌棒各菌落表型:像素面积、径向长度和轴向宽度。

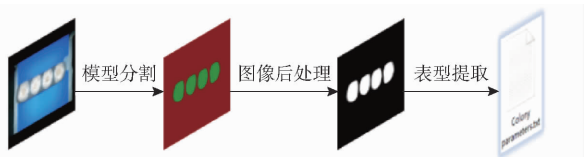


图7 菌落表型提取流程图

Fig.7 Flowchart of colony phenotype extraction

1.7 菌丝生长长度测量方法

人工采用十字测量法来测量香菇菌棒上的菌丝生长长度,测量时用软卷尺对菌棒上的各个菌落的径向长度和轴向宽度进行测量,然后取平均值。这

种方法费时费力,本研究在提取各菌落表型后,只需要将像素距离和真实距离进行标定,即可得到该菌棒菌丝生长长度。

图2所示装置拍摄的菌棒图像标定流程如下:首先将标定板以相同物距拍摄5幅不同的图像,如图8所示该图像中含有5个连通域,各个连通域均为 $1.9\text{ cm} \times 1.9\text{ cm}$ 的方形框,通过统计图8所示的各直线穿过连通域中的总像素数,取平均得到单条边所对应的像素数,最后对5幅图像重复上述操作得到该物距下像素数与真实距离的对应关系为 $67\text{ 像素}/1.9\text{ cm}$ 。标定后菌丝生长长度 D 计算公式为

$$D = \frac{k}{2} \sum_{i=1}^4 \frac{d_{ri} + d_{ai}}{2} \quad (1)$$

式中 d_{ri} ——第 i 个菌落径向长度
 d_{ai} ——第 i 个菌落轴向宽度
 k ——常数,取 $1.9/67$

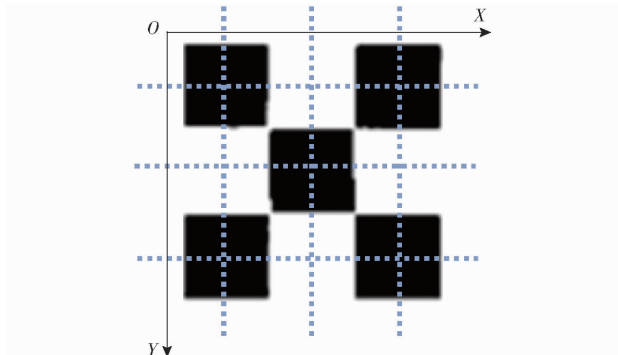


图8 像素值与真实值标定示意图

Fig.8 Schematic of calibration of pixel values and true values

2 结果与分析

2.1 不同分割模型性能比较

基于香菇菌棒菌落数据集,分别训练了 Bisenet、Stdseg、U - net、Deeplabv3p、PP - liteseg 共5个模型。并基于3种不同数据来源建立了3种测试集,Test - A 中包含20幅图像,其中中华农业大学蘑菇科教中心和山东七河生物科技股份有限公司各10幅。Test - B 同样包含20幅图像,来源于十堰市昌欣香菇产业发展有限公司,Test - C 为上述两个测试集的混合,包含40幅图像。

从表2可以看出,在 Test - A 测试集上 Stdseg 模型效果最好,平均交并比和平均像素准确率分别达到 98.41% 和 99.50% ,但 PP - liteseg 相比于 Stdseg 在 Test - A 测试集平均交并比和平均像素准确率相差不到 0.1 个百分点;在 Test - B 和 Test - C 测试集上 PP - liteseg 模型表现最好,平均交并比和平均像素准确率分别达到 97.53% 、 99.52% 和

98.28%、99.49%。Stdseg和U-net的平均交并比指标在Test-B测试集上的表现相较于Test-A测试集大大降低,模型的普适性较差;在单幅图像推理用时上,Stdseg和PP-liteseq所花费的时间几乎相

同,且相较于其他模型耗时较少。总的来说PP-liteseq的性能优于其他模型,该网络在这3个测试集上的良好表现,表明了该网络对于菌棒上菌落分割任务具有普适性。

表2 不同语义分割模型在不同测试集上的评价指标

Tab.2 Evaluation metrics of different semantic segmentation models on different test sets

模型	Test - A		Test - B		Test - C		T/ms
	mIoU/%	mPA/%	mIoU/%	mPA/%	mIoU/%	mPA/%	
Bisenet	98.30	99.46	96.92	99.39	98.14	99.45	681
Stdseg	98.41	99.50	81.53	96.42	96.38	98.93	659
U-net	93.52	97.84	71.03	94.42	91.01	97.21	966
Deeplabv3p	98.32	99.47	95.59	99.15	98.00	99.41	891
PP-liteseq	98.37	99.49	97.53	99.52	98.28	99.49	660

2.2 PP-liteseq模型压缩结果

从表2可以看出,PP-liteseq的综合性能相较于其他语义分割模型更好,因此在后续的应用中采用该模型作为菌落分割模型。基于PP-liteseq模

型,本文采用量化蒸馏的方式对其进行压缩,降低模型计算复杂度,使其能够在嵌入式设备上高速运行,模型压缩前后性能指标如表3所示。

在FP32和FP16精度推理时,压缩前后模型的

表3 PP-liteseq模型压缩前后在不同推理精度上的评价指标

Tab.3 Evaluation metrics of PP-liteseq model before and after compression on different inference accuracies

压缩处理	FP32			FP16			Int8		
	mIoU/%	mPA/%	T/ms	mPA/%	mIoU/%	T/ms	mIoU/%	mPA/%	T/ms
压缩前	97.53	99.52	121.02	97.53	99.52	62.69			
压缩后	97.43	99.50	120.94	97.43	99.50	62.44	97.50	99.51	43.63

注:mIoU和mPA的指标是在Test-B测试集下的结果,压缩前的网络结构不支持Int8推理。

各项指标相差不大,但压缩后的模型以Int8精度推理时,其mIoU和mPA得到了略微的提升,且推理单幅图像时间相较于FP32缩短近64%,该结果表明经过模型压缩后PP-liteseq进一步实现了速度和精度之间的平衡,为后续部署到Jetson Orin Nano平台上提供了模型基础。

2.3 菌丝生长长度测量精度

待测菌棒来源于十堰市昌欣香菇产业发展有限公司,在进行图像采集时,保持物距一致。在对待测菌棒完成菌落表型提取后,根据式(1)得到待测菌棒菌丝生长真实长度,并以平均绝对百分比误差(Mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和决定系数(Determination coefficient, R^2)来评估该方法的精度。

由图9可看出, $R^2=0.918$,RMSE为0.148 cm, MAPE为1.874%,这一结论表明本文方法具有较高的准确性,自动测量值与人工测量值具有较好的一致性。

2.4 菌丝生长长度测量结果

本实验对培养期的6个不同菌株的香菇菌棒样本进行菌丝生长长度测量,每个菌株有6个菌

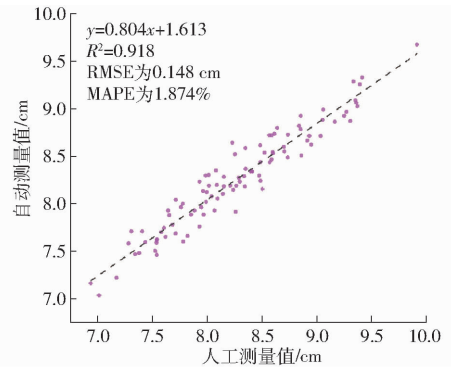


图9 菌丝生长长度人工测量值与自动测量值对比

Fig.9 Comparison between manual and automatic measurements of mycelial growth length

棒,这批样本接种的时间为2024年1月22日,由于培养期菌丝的生长速度很快,通常在15~20 d就能铺满香菇菌棒的一面,因此本实验于2024年2月3—6日对上述样本采用图2所示的装置进行图像采集,并对采集到的图像进行菌丝生长长度的测量,6个菌株在4 d内的菌丝生长长度如图10所示。

由图10可看出,168号菌株在4 d内,菌丝生长长度一直处于6个菌株中最低的水平。与之相反,49号菌株的菌丝生长长度在这6个菌株中始终保

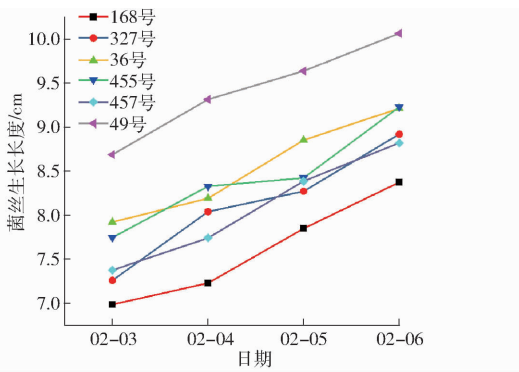


图 10 6 个不同菌株在不同时期的菌丝生长长度

Fig. 10 Schematic of mycelial growth length of six different strains at different stages

持最高。其他 4 个菌株(327、36、455、457 号)的菌丝生长长度呈现出不同程度的增长趋势,但相对于 49 号菌株,它们的生长长度明显较低。49 号菌株在接种到 2 月 6 日的这段时间内菌丝生长速度最快,168 号最慢,但在 2 月 3—6 日这段时间中单日生长速度最快的分别为 327 号、36 号和 455 号。

3 结论

(1)构建香菇菌落数据集,训练菌落语义分割模型,在 RTX A4000 环境下对 Bisenet、Stdseg、U-net、Deeplabv3p 和 PP-litseg 5 种模型进行测试,测

试结果表明 PP-litseg 的普适性最好,在 Test-B 测试集上的平均交并比和平均像素准确率分别为 97.53% 和 99.52%,以 FP32 精度推理单幅图像时间为 660 ms。

(2)搭建 PC 和 Jetson Orin nano 的软硬件交互系统,对基于 PP-litseg 的菌落分割模型进行压缩,采用 TensorRt 对网络结构进行优化,实现模型在 Jetson Orin nano 平台上的部署,在 Jetson Orin nano 上对压缩前后模型进行测试,结果表明压缩后的模型具有良好的准确性和实时性,平均交并比和平均像素准确率分别为 97.50% 和 99.51%,与压缩前模型相比无较大差别,且相较于压缩前模型单幅图像推理时间缩短近 64%。

(3)提出了一种香菇菌棒表型测量方法,该方法可以测量待测菌棒各菌落像素面积、菌落轴向像素宽度和径向像素长度。利用该方法测量的菌丝生长长度与人工测量值相比,平均绝对百分比误差、均方根误差和决定系数分别为 1.874%、0.148 cm、0.918。进一步将该方法应用于 6 个不同菌株的菌丝生长长度测量,结果显示这 6 个不同菌株的菌丝生长速度存在差异,其中 49 号和 168 号之间的差异最为显著。该方法可以为香菇育种工作者提供技术支持,有助于加速香菇育种智能化的进程。

参 考 文 献

- [1] 李萌萌,章文贤. 香菇功能食品研发概况[J]. 中国果菜,2021,41(1):21-25.
LI Mengmeng,ZHANG Wenxian. General situation of research and development of *Shiitake mushroom* functional food[J]. China Fruit & Vegetable, 2021, 41(1):21-25. (in Chinese)
- [2] 葛亮,陈红,任金海,等. 机器视觉技术在香菇品质分级中的应用[J]. 中国食用菌,2011,30(1):8-9,13.
GE Liang,CHEN Hong,REN Jinhai,et al. The application of machine vision in the grading of mushrooms[J]. Edible Fungi of China,2011,30(1):8-9,13. (in Chinese)
- [3] 边银丙. 食用菌栽培学[M]. 3 版. 北京:高等教育出版社,2017.
- [4] 王瑞霞,贾身茂. 我国香菇栽培技术的发展进程[J]. 食药菌,2020,28(5):362-364,372.
- [5] 2021 年度全国食用菌工厂化生产调研报告[R]. 北京:中国食用菌协会工厂化专业委员会,2021.
- [6] 李长田,谭琦,边银丙,等. 中国食用菌工厂化的现状与展望[J]. 菌物研究,2019,17(1):1-10.
LI Changtian,TAN Qi,BIAN Yinbing,et al. The status and prospection of edible mushroom industry in China[J]. Journal of Fungal Research,2019,17(1):1-10. (in Chinese)
- [7] 李玉,尚晓冬,宋春艳,等. 香菇菌棒传统生产模式与工厂化生产模式的比较[J]. 食药菌,2017,25(2):138-140.
- [8] 马士鑫,宋卫东,王明友,等. 我国香菇菌棒脱袋装备研究现状与展望[J]. 中国农机化学报,2022,43(11):50-55.
MA Shixin,SONG Weidong,WANG Mingyou,et al. Research status and prospect of *Lentinus edodes* stick debagging equipment in China[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2022,43(11):50-55. (in Chinese)
- [9] 郭明月,刘雅晨,李伟夫,等. 基于视频跟踪算法的果园猕猴桃产量实时预估[J]. 农业机械学报,2023,54(6):178-185.
GUO Mingyue,LIU Yachen,LI Weifu,et al. Real-time production prediction of kiwifruit in orchard based on video tracking algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(6):178-185. (in Chinese)
- [10] 朱立学,赖颖杰,张世昂,等. 基于改进 U-Net 的火龙果采摘图像分割和姿态估计方法[J]. 农业机械学报,2023,54(11):180-188.
ZHU Lixue,LAI Yingjie,ZHANG Shiang,et al. Image segmentation and pose estimation method for pitaya picking robot based on enhanced U-Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(11):180-188. (in Chinese)
- [11] 黄成龙,张忠福,华向东,等. 基于改进 Faster R-CNN 和 Deep Sort 的棉铃跟踪计数[J]. 农业机械学报,2023,54(6):205-213.

- HUANG Chenglong, ZHANG Zhongfu, HUA Xiangdong, et al. Boll tracking and counting based on improved Faster R-CNN and Deep Sort[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 205-213. (in Chinese)
- [12] HOSSAIN S M M, DEB K, DHAR P K, et al. Plant leaf disease recognition using depth-wise separable convolution-based models[J]. Symmetry, 2021, 13(3): 511.
- [13] 孙丰刚, 王云露, 兰鹏, 等. 基于改进 YOLOv5s 和迁移学习的苹果果实病害识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 171-179.
- SUN Fenggang, WANG Yunlu, LAN Peng, et al. Identification of apple fruit diseases using improved YOLOv5s and transfer learning[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(11): 171-179. (in Chinese)
- [14] 宋玲, 曹勉, 胡小春, 等. 基于 YOLOX 的复杂背景下木薯叶病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 301-307.
- SONG Ling, CAO Mian, HU Xiaochun, et al. Detection of cassava leaf diseases under complicated background based on YOLOX[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 301-307. (in Chinese)
- [15] 曹英丽, 赵雨薇, 杨璐璐, 等. 基于改进 DeepLabv3+ 的水稻田杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 242-252.
- CAO Yingli, ZHAO Yuwei, YANG Lulu, et al. Weed identification method in rice field based on improved DeepLabv3+ [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 242-252. (in Chinese)
- [16] 冀汶莉, 刘洲, 邢海花. 基于 YOLO v5 的农田杂草识别轻量化方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 212-222, 293.
- JI Wenli, LIU Zhou, XING Haihua. Lightweight method for identifying farmland weeds based on YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 212-222, 293. (in Chinese)
- [17] 徐胜勇, 李磊, 童辉, 等. 基于 RGB-D 相机的黄瓜苗 3D 表型高通量测量系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 204-213, 281.
- XU Shengyong, LI Lei, TONG Hui, et al. High-throughput measurement system for 3D phenotype of cucumber seedlings using RGB-D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 204-213, 281. (in Chinese)
- [18] 陈燕, 陆嘉豪, 胡小春, 等. 基于 VGG-UNet 的食用菌菌丝体表型参数自动测量方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 233-240.
- CHEN Yan, LU Jiahao, HU Xiaochun, et al. Automated measurement method of phenotypic parameters of edible mushroom mycelium based on VGG-UNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 233-240. (in Chinese)
- [19] 卢鹏, 孙天文, 陈明, 等. 基于 YOLO v8 和 CycleGAN 的红掌植株表型参数自动提取方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 154-159, 319.
- LU Peng, SUN Tianwen, CHEN Ming, et al. Automatic extraction of phenotypic parameters from *Anthurium andraeanum* linden based on YOLO v8 and CycleGAN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 154-159, 319. (in Chinese)
- [20] 侯文慧, 周传起, 程炎, 等. 基于轻量化 U-Net 网络的果园垄间路径识别方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 16-27.
- HOU Wenhui, ZHOU Chuanqi, CHENG Yan, et al. Path recognition method of orchard ridges based on lightweight U-Net[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 16-27. (in Chinese)
- [21] 张万枝, 曾祥, 刘树峰, 等. 基于改进 YOLO v5s 的马铃薯种薯芽眼检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 260-269.
- ZHANG Wanzhi, ZENG Xiang, LIU Shufeng, et al. Detection method of potato seed bud eye based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 260-269. (in Chinese)
- [22] 翟肇裕, 张梓涵, 徐焕良, 等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 1-20.
- ZHAI Zhaoyu, ZHANG Zihan, XU Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 1-20. (in Chinese)
- [23] 袁培森, 吴茂盛, 翟肇裕, 等. 基于 GAN 网络的菌菇表型数据生成研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 231-239.
- YUAN Peisen, WU Maosheng, ZHAI Zhaoyu, et al. Mushroom phenotypic generation based on generative adversarial network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 231-239. (in Chinese)
- [24] 王磊磊, 王斌, 李东晓, 等. 基于改进 YOLOv5 的菇房平菇目标检测与分类研究[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 163-171.
- WANG Leilei, WANG Bin, LI Dongxiao, et al. Object detection and classification of *Pleurotus ostreatus* using improved YOLOv5 [J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 163-171. (in Chinese)
- [25] 司振宇. 香菇菌棒成熟度识别与生产管理系统研发[D]. 泰安: 山东农业大学, 2021.
- SI Zhenyu. Maturity identification and development of production management system for *Lentinula edodes* stick[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2021. (in Chinese)
- [26] 王雯彦. 基于深度学习的香菇菌棒转色程度识别系统研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
- WANG Wenyan. Research on the recognition system of the color change degree of *Lentinula edodes* logs based on deep learning [D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [27] 祖大为. 基于深度学习的香菇菌棒病害识别方法研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
- ZU Dawei. Research on identification method of *Lentinula edodes* logs disease based on deep learning [D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2022. (in Chinese)

- of Botany, 1998, 81(1): 49–54.
- [36] DUAN T, ZHENG B Y, GUO W, et al. Comparison of ground cover estimates from experiment plots in cotton, sorghum and sugarcane based on images and ortho-mosaics captured by UAV[J]. *Functional Plant Biology*, 2017, 44(1): 169–183.
- [37] 王庆, 车茨璞, 柴宏红, 等. 基于无人机可见光与激光雷达的甜菜株高定量评估[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(3): 178–184.
WANG Qing, CHE Yingpu, CHAI Honghong, et al. Quantitative evaluation of sugar beet plant height based on UAV–RGB and UAV–LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(3): 178–184. (in Chinese)
- [38] OGAWA D, SAKAMOTO T, TSUNEMATSU H, et al. Haplotype analysis from unmanned aerial vehicle imagery of rice MAGIC population for the trait dissection of biomass and plant architecture[J]. *Journal of Experimental Botany*, 2021, 72(7): 2371–2382.
- [39] RISCHBECK P, ELSAYED S, MISTELE B, et al. Data fusion of spectral, thermal and canopy height parameters for improved yield prediction of drought stressed spring barley[J]. *European Journal of Agronomy*, 2016, 78: 44–59.
- [40] SHU M, WANG Z, GUO W, et al. Effects of variety and growth stage on UAV multispectral estimation of plant nitrogen content of winter wheat[J]. *Agriculture*, 2024, 14(10): 1775.
- [41] CHEN T Q, GUESTRIN C, ASSOC C M. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD), 2016: 785–794.
- [42] HE K M, SUN J. Convolutional neural networks at constrained time cost[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 5353–5360.
- [43] 刘焕军, 孟令华, 张新乐, 等. 基于时间序列 Landsat 影像的棉花估产模型[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(17): 215–220.
LIU Huanjun, MENG Linghua, ZHANG Xinle, et al. Estimation model of cotton yield with time series Landsat images[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(17): 215–220. (in Chinese)
- [44] 张斌斌, 魏峭嵘, 尹燕斌, 等. 基于无人机遥感影像的马铃薯产量估算[J]. *中国马铃薯*, 2023, 37(6): 498–513, 535.
ZHANG Binbin, WEI Qiaorong, YIN Yanbin, et al. Potato yield estimation based on UAV remote sensing images[J]. *Chinese Potato*, 2023, 37(6): 498–513, 535. (in Chinese)
- [45] REN P T, LI H L, HAN S Y, et al. Estimation of soybean yield by combining maturity group information and unmanned aerial vehicle multi-sensor data using machine learning[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(17): 4286.
- [46] GELADI P, KOWALSKI B R. Partial least-squares regression: a tutorial[J]. *Analytica Chimica Acta*, 1986, 185(1): 1–17.
- [47] CHRISTOPHER M B. *Pattern recognition and machine learning*[M]. New York: Springer, 2006.
- [48] LU B, DAO P D, LIU J G, et al. Recent advances of hyperspectral imaging technology and applications in agriculture[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(16): 44.
- [49] 周元琦, 王敦亮, 陈晨, 等. 基于无人机 RGB 图像颜色及纹理特征指数的小麦产量预测[J]. *扬州大学学报(农业与生命科学版)*, 2021, 42(3): 110–116.
ZHOU Yuanqi, WANG Dunliang, CHEN Chen, et al. Prediction of wheat yield based on color index and texture feature index of unmanned aerial vehicle RGB image[J]. *Journal of Yangzhou University (Agricultural and Life Sciences Edition)*, 2021, 42(3): 110–116. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 147 页)

- [28] WEI B H, ZHANG Y, PU Y F, et al. Recursive–YOLOv5 network for edible mushroom detection in scenes with vertical stick placement[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 40093–40108.
- [29] LU C P, LIAW J J, WU T C, et al. Development of a mushroom growth measurement system applying deep learning for image recognition[J]. *Agronomy*, 2019, 9(1): 32.
- [30] LEE C H, CHOI D, PECCHIA J, et al. Development of a mushroom harvesting assistance system using computer vision[C]//2019 ASABE Annual International Meeting, 2019.
- [31] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U–Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234–241.
- [32] CHEN L, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//European Conference on Computer Vision, 2018: 833–851.
- [33] YU C, WANG J, PENG C, et al. BiSeNet: bilateral segmentation network for real-time semantic segmentation[C]//European Conference on Computer Vision, 2018: 325–341.
- [34] FAN M, LAI S, HUANG J, et al. Rethinking biSeNet for real-time semantic segmentation[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 9711–9720.
- [35] PENG J, LIU Y, TANG S, et al. PP–LiteSeg: a superior real-time semantic segmentation model[J]. *arXiv Preprint*, arXiv: 2204.02681, 2022.