

刘岩, 刘欢, 张恩帅, 等. 基于U-net的香菇表型提取方法[J]. 华中农业大学学报, 2025, 44(4): 302-309.
DOI: 10.13300/j.cnki.hnlkxb.2025.04.029

基于U-net的香菇表型提取方法

刘岩¹, 刘欢¹, 张恩帅¹, 赵文瑞¹, 祝梓涵², 边银丙², 梁秀英¹

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

摘要 针对香菇表型测量信息化程度低、人工测量费时费力的问题, 提出了一种基于U-Net的香菇表型提取方法。通过采集香菇切面图像, 建立数据集, 实现了基于U-Net的香菇菌盖、菌柄、左右菌褶的分割, 模型的平均交并比和平均像素准确率分别为85.00%和91.25%。结合质心法和最小外接矩形法实现了菌盖直径、菌盖厚度、菌柄长度、菌柄直径和菌褶宽度5个香菇表型参数的自动测量。与人工测量值相比, 提出的方法在测量菌盖直径、菌盖厚度、菌柄长度、菌柄直径和菌褶宽度时, 其平均绝对百分比误差分别为1.57%、5.01%、2.57%、5.47%、2.74%; 均方根误差分别为0.12、0.08、0.09、0.10、0.06 cm; 决定系数均大于0.90。结果表明, 基于U-Net的香菇表型提取方法适用于香菇的表型测量, 具备较高的分割准确率。

关键词 香菇; 图像分割; 表型提取; U-net

中图分类号 TP391.4; S646

文献标识码 A

文章编号 1000-2421(2025)04-0302-08

香菇富含蛋白质、膳食纤维以及多种微量元素, 具备抗肿瘤、抗氧化、免疫调节等药理特性, 拥有极高的营养价值和药用价值^[1-2]。从结构上看, 香菇主要可分为菌盖、菌柄和菌褶3部分。当前, 市面上的香菇产品大多以香菇菌盖为主要材料加工而成, 例如香菇罐头、香菇饼干、香菇酒等。香菇菌柄因存在纤维化、适口性差的问题, 使得占香菇干质量15%~25%的菌柄大部分被丢弃, 仅有少量被用作饲料。随着技术的不断更新, 香菇菌柄纤维化和适口性差的问题正逐渐得到解决, 市面上也开始出现以香菇菌柄为原料的产品, 如香菇酱油、香菇柄松等^[3-4]。对香菇表型参数进行测量意义重大, 它不仅能够区分菌盖较大、更适合以菌盖为原材料制作副食品的香菇, 以及菌柄较大、更适合以菌柄为原材料制作副食品的香菇, 而且对香菇的培育和分选工作有着重要的指导意义。

近年来, 机器视觉技术已被广泛应用于包括香菇表型测量在内的各种领域。李江波等^[5]利用MER有效测量了去梗香菇菌盖宽度、破损度、圆形度等参数, 预测识别率达94.2%。陈红等^[6]提出一种纹理特征提取的混合模型, 完成了对天白花菇、白花菇、茶花菇和光面菇这4种类型香菇的分选, 分选准确率可

达93.57%。王玲等^[7]提出一种利用蘑菇种植土壤表面深度众数进行自适应选择所需要的阈值, 测量蘑菇直径的方法。该方法测量的单体蘑菇菌盖宽度, 系统平均误差为0.87 mm, 倾斜角误差为0.199 6°, 单个蘑菇计算时间为44 ms。王风云等^[8]提出一种新鲜双孢菇的分级系统, 解决了对测量蘑菇最大直径时菌柄和阴影2个重要因素的干扰, 实现了在线实时自动精选分级, 分拣效率高达102.41个/min, 蘑菇破损率远低于人工分拣。汪威等^[9]利用去柄香菇各区域的颜色特征作为判断依据, 建立起高斯混合模型, 对香菇菌盖图像各区域提取特征参数, 结合LUT应用对从香菇菌盖提取出来的RGB特征值进行查找, 利用查找结果自动分割, 测量出香菇的直径、圆度、破损度等参数, 按照香菇分级标准, 最终实现香菇的分级, 整体准确率达96%以上, 平均检测速度为3.4个/s, 极大地改善了检测速度。王磊磊等^[10]基于YOLOv5提出了一种对菇房内的平菇进行分类的方法, 该方法对实现自动化、高效率的菇房管理, 对智能化现代菇房建设具有重要意义和实用价值。申鹰等^[11]基于U-net++模型开发了一种全自动高通量菌落计数仪, 该设备的计数结果误差小于8%, 完成一个平板的图像传输和菌落识别过程只需要3~5 s。

收稿日期: 2024-11-20

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)

刘岩, E-mail: 2478440119@qq.com

通信作者: 梁秀英, E-mail: nancy@mail.hzau.edu.cn

杨林等^[12]基于改进的YOLOv5提出了一种香菇子实体生育期的识别方法,该方法检测的平均帧率达到了45.25帧/s,平均精确度为92.70%,能够较好地满足对香菇子实体不同生育期识别的精度和速度要求。Lee等^[13]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,该团队选择了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。Ji等^[14]提出了一种菌盖目标检测和直径测量方法,该方法的检测正确率为92.37%,漏检率小于8%,误检率为1.96%,平均直径测量误差为4.94%,单个平均处理时间约为0.505 s,该方法突破了以往图像识别系统只能识别二维坐标上的图像特征的问题,实现了三维特征的识别,为双孢菇的自动选择性采收提供在线选择支持,提高了双孢菇的生产质量和分选效率。Zhang等^[15]根据干银耳的颜色、形状、大小、完整性等特征开发了一套干银耳智能分级系统,采用RGB颜色模型对干银耳进行颜色特征提取和识别,并通过边缘检测来判断干银耳的直径和完整性,该方法的分级准确率为97.07%。Mukherjee等^[16]基于支持向量机和人工神经网络对新鲜平菇和变质平菇进行分类,分类的准确率高于90%。

目前,相关研究主要集中在基于检测模型的香菇识别或基于分割模型的表型参数测量,通过分析不同香菇品种的表型参数差异,实现香菇的分类和分级。然而,大多数研究仍停留在识别和分类层面,针对香菇表型参数的精准测量方法仍然不足,且人工判断的效率较低。针对上述问题,本研究基于U-net模型,提出了一种自动分割菌盖、菌柄、菌褶并提取香菇表型参数的方法,以为香菇的培育和分选提供一种新的方向。

1 材料与方法

1.1 香菇图像采集

选用的香菇为河北邢台自然生长的香菇,边缘厚实清晰。采摘后不进行喷水清洗避免香菇吸收水分膨胀,选用的香菇个体形状、尺寸差异较大,具有一定的代表性。图像采集设备为Redmi K40手机,主摄像头为4 800万像素,使用IMX582传感器。香菇放置装置为10 cm×10 cm×10.08 cm的亚克力移动U形展架,拍摄照明装备为功率为6 W的公牛牌LED灯。拍摄方式具体如下:首先将香菇切开,放置于透明亚克力支架上,然后将手机置于水平桌面上,

摄像头向上拍摄得到香菇切面图像(图1)。共采集170张,3 000像素×3 000像素的香菇切面图像。



图1 香菇图像采集装置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of image acquisition device of shiitake mushroom

1.2 数据集构建

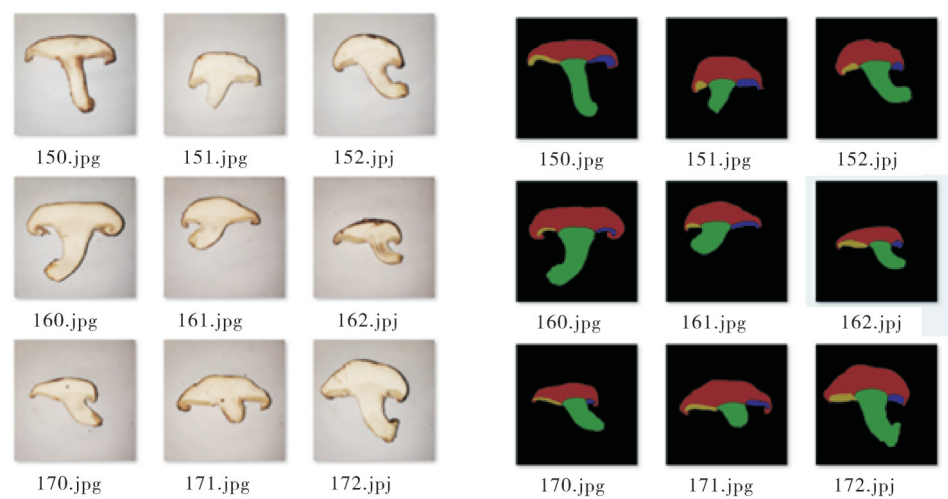
对前期采集的图像进行筛选,共得到168张图像,将其中40张图像作为测试集,剩余128张图像采用Labelme软件进行人工标注,标注文件保存为json格式,并将其转换为模型所需要的png格式,部分数据如图2所示。在图像标注过程中将香菇切面分为4个类别,分别为菌盖(cap)、菌柄(stipe)、左菌褶(gill L)、右菌褶(gill R)。

为避免网络因训练样本不足导致过拟合,对香菇切面数据集进行数据增强。采用水平翻转和加噪2种方式进行数据增强,利用水平翻转的方式进行数据集扩充,得到翻转的香菇切面图像共128张。利用添加椒盐噪声的方式对数据集进行扩充,得到加噪香菇切面图像共126张。数据集最终扩充至382张。经过数据增强的数据集可以帮助模型学习到更多特征,对实验环境中出现的复杂环境具有更好的适应能力。在模型训练环节将把数据集按照9:1的比例随机划分训练集和验证集。

1.3 U-net算法和模型训练

U-net网络是一个经典的全卷积网络,形状类似U形(图3),整体上与FCN结构类似。其在医疗影像、自动驾驶等领域内应用广泛,已有学者将基于U-net网络的图像识别技术应用于农业检测^[17-18]。

U-net模型采用的是编码器-解码器结构。通常输入一张图片到U-net模型中,其中的编码器结构通过下采样对该图片进行编码,初步提取出一串特征数据,该串特征数据随后被传递到解码器结构中,解码器通过上采样和多尺度特征融合对特征数据进行解码还原出原图像。其中,U-net模型的编码器结构



标签图片里红色区域为菌盖,绿色部分为菌柄,黄色部分为左菌褶,蓝色部分为右菌褶(由于香菇评级标准中均未明确规定菌褶左、右区域的差别,标注的左、右菌褶部分只是区分菌柄两侧的不同区域)。标签图片表面呈现为彩色图片,实际上为单通道的灰度图,彩色部分为利用掩码覆盖的假彩色。In the label picture, the red area is the cap, the green part is the stipe, the yellow part is the left gill, and the blue part is the right gill (since the difference between the left and right areas of the mushroom gill is not clearly specified in the shiitake mushroom rating standard, the left and right gills marked only distinguish different areas on both sides of the stipe). The surface of the label image is presented as a color image, but it is actually a single-channel grayscale image, and the color part is a false color overlay with a mask.

图2 模型训练所用部分数据集
Fig. 2 Part of the data set used for model training

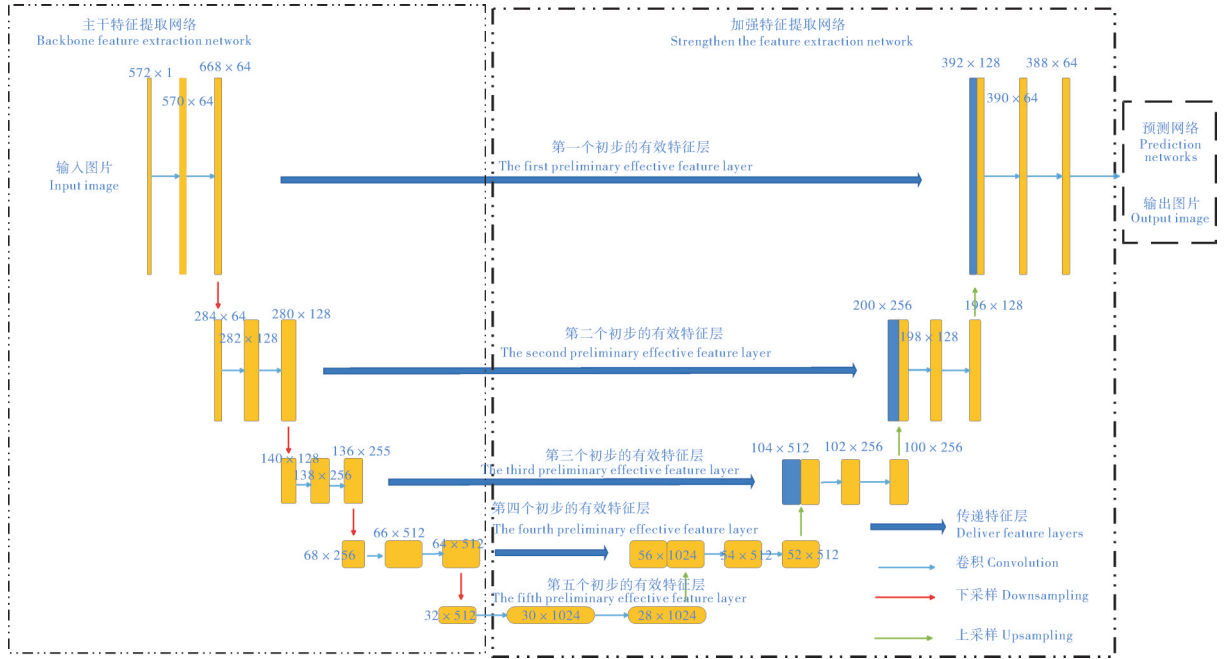


图3 U-net模型结构示意图
Fig. 3 Schematic diagram of the U-net model structure

与 Vgg、Resnet 等模型类似,且该类模型在分类等问题上已被证实具有较好的表现,本研究选用 Vgg 进行 U-net 模型编码器的构建。

U-net 模型大致可以分为 3 个部分:U-net 模型的第一部分由主干特征提取网络构成,也就是编码

器。在该部分,采用的 Vgg16 模型主要由 13 个卷积层、5 个池化层以及 3 个全连接层构成(图 4)。其中,卷积层主要用于特征的提取,进行通道与通道之间的交互,实现通道数的翻倍,但由于步长为 1,卷积层的图片高度和宽度保持不变;池化层则会对图片进

行降采样操作,实现图片高度、宽度压缩,而通道数不变。U-net模型不需要全连接层参与分类,故在模型构建上只采用Vgg16模型中的前13次卷积和4次

最大池化。Vgg16模型中可采用池化层作为分界,每一个池化层以及其到上一个池化层之间的卷积层通过堆叠可提取出一个初步的有效特征层。

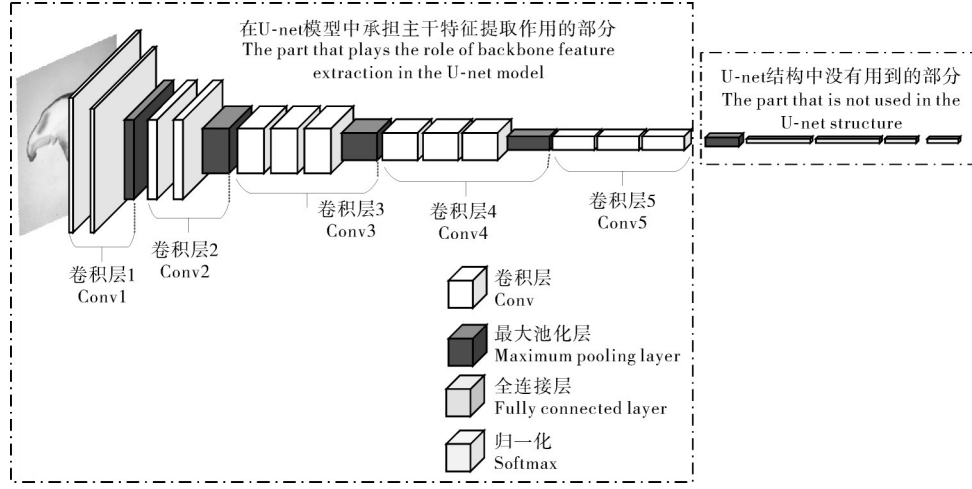


图4 Vgg16模型结构示意图

Fig. 4 Vgg16 model structure diagram

U-net模型的第二部分是加强特征提取网络部分。将主干特征提取部分提取出的初步有效特征层,通过上采样和特征融合的方式,进行通道的堆叠使得原图还原,最终获得一个集合了原图所有特征的有效特征层。

U-net模型的第三部分是预测部分。该部分将根据加强特征提取网络最终融合得到的有效特征层,对该特征层的每一个像素点进行分类,最终完成对目标的预测。

本研究构建的U-net模型使用了Vgg16模型作为主干特征提取部分,故在模型训练时会分为2个阶段进行训练,分别为冻结阶段和解冻阶段。在训练过程中冻结阶段的周期数设为50轮,解冻阶段的周期数设为100轮;冻结阶段和解冻阶段的批尺寸均为2;冻结阶段的学习率设置为0.0001,解冻阶段的学习率设为0.00001。

1.4 模型评价指标

为了客观地评价模型的性能,本研究采用交并比(intersection over union, IoU)和像素准确率(pixel accuracy, P_A)来反映模型对菌盖、菌柄、左右菌褶的分割性能,并使用平均交并比(mIoU, 公式中记作 R_{mIoU})和平均像素准确率(mPA, 公式中记作 P_{mPA})作为评价指标来衡量模型整体的分割效果,计算公式如式(1)~(4)所示:

$$R_{IoU_i} = \frac{T_{P_i}}{T_{P_i} + \sum_{j \neq i} (F_{P_j} + F_{N_j})} \quad (1)$$

$$P_{A_i} = \frac{T_{P_i}}{T_{P_i} + \sum_{j \neq i} F_{P_j}} \quad (2)$$

$$R_{mIoU} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n R_{IoU_i} \times 100\% \quad (3)$$

$$P_{mPA} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n P_{A_i} \times 100\% \quad (4)$$

式(1)~(4)中, T_{P_i} 为真实值为 i 且预测值为 i 的像素数量; F_{P_j} 为真实值为 j 但预测值为 i 的像素数量; F_{N_j} 为真实值为 i 但预测值为 j 的像素数量; n 为分割的类别数, $n=4$ 。

2 结果与分析

2.1 U-net模型与Psp-net模型对比

为检验U-net模型性能,选用Psp-net模型进行对比试验。Psp-net模型使用标准的PSPNet架构。设置相同的训练参数,数据集均为382张,数据集按照9:1的比例随机划分训练集和验证集。均采用训练100轮,在训练时使用dice_loss函数,训练结束后根据平均交并比(mIoU)和平均像素准确率(mPA)作为评价指标来衡量2种模型的效果。结果如表1所示,U-net模型和Psp-net模型的mIoU分别为85%和58%,mPA分别为91%和68%,表明U-net模型在香菇分割中的准确性要远远高于Psp-net模型。

2.2 模型性能分析

由表2可知,U-net分割模型在对香菇菌盖、菌柄、菌褶的分割上表现优异。其中,模型分割菌盖的

表1 U-net与Psp-net评价指标对比
Table 1 Comparison of U-net and Psp-net
evaluation indexes %

模型 Model	mIoU	mPA
U-net	85	91
Psp-net	58	68

效果最好, IoU为91%、 P_A 为97%, 菌柄次之, 左右菌褶的分割效果较差, 分析原因可能是香菇菌褶在图像中所占的面积较小, 在图像中占据的像素点明显少于菌盖和菌柄, 存在像素不平衡的问题。总的来说, 菌褶的评价指标虽然略低于菌盖和菌柄, 但mIoU和 P_A 仍能达到80%及以上, 模型的mIoU和mPA分别为85%和91.25%, 表明构建的基于U-net网络的香菇菌盖、菌柄、菌褶分割模型具有良好的分割性能。

表2 U-net在菌盖、菌柄、左右菌褶上的评价指标
Table 2 Evaluation indicators of U-net on cap, stem,
and left and right gills %

	mIoU	mPA
菌盖 Cap	91	97
菌柄 Stipe	88	95
左菌褶 Gill L	80	91
右菌褶 Gill R	81	88

2.3 香菇表型参数测量方法

将待测图像输入U-net网络进行预测, 输出结果为4分类的RGB图, 部分预测结果如图5所示, 这种图像并不适合后续香菇表型参数的提取, 因此对模型的预测相关参数进行修改, 对每个类别进行单独输出, 并将目标区域设置为白色, 其余部分设置为黑色, 从而得到单个类别的二值图像, 在后续香菇表型测量前还需要对二值图像进行处理, 主要包括以下2个步骤: (1) 孔洞填充: 填充待测连通域内的小孔; (2) 滤除小区域: 设定面积阈值滤除图像中不满足要求的区域。



图5 部分香菇图像的预测结果

Fig. 5 Prediction results of partial mushroom images

为选取适合测量香菇各表型数据方法。实验选取香菇菌盖分别利用最小外接矩形法和质心法测量菌盖厚度。由图6可知, 红色矩形的宽度为采用最小

外接矩形法测量的菌盖厚度, 黄色两点间距离为质心法测量菌盖厚度, 可以发现质心法测量的菌盖厚度更符合实际。

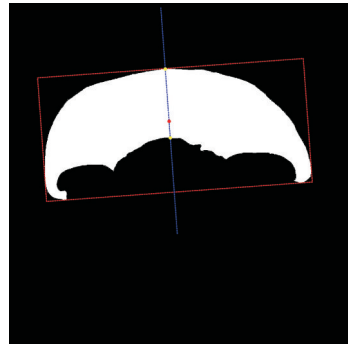


图6 最小外接矩形法、质心法对比

Fig. 6 Comparison of the minimum circumscribed rectangular method and the centroid method

根据待测对象香菇菌盖、菌柄、菌褶的形状的差异以及多次实验的验证, 选用最小外接矩形法测量菌盖直径、菌柄长度以及左、右菌褶宽度, 选用质心法测量菌盖厚度以及菌柄直径, 如图7所示。

最小外接矩形法的基本思想是首先找到待测区域的轮廓并存储所有的轮廓坐标值, 在水平方向、垂直方向以及对角线方向对存储的坐标值进行压缩, 使得目标外接矩形的面积趋于最小值, 最终只保留该方向上终点的坐标值, 即为最小外接矩形的4个角坐标。计算这4个角坐标之间的像素距离, 完成对目标的尺寸测量。

质心法的基本思想是先找到目标质心及倾斜角度, 然后利用该倾斜角度在目标物体上过质心划线, 并根据划线上点的像素值的改变来测定相关参数。以图8为例, 黄色虚线上的像素值一共改变了2次, 统计像素值从0到255以及255到0变化时2点的坐标, 然后计算2个坐标之间的距离, 即为待测参数的尺寸。

2.4 香菇表型参数测量精度分析

对随机选取的40张香菇切面图片采用U-net进行图像分割处理, 利用图7所示的方法对相关表型进行测量, 测量结果作为自动测量值, 将左、右菌褶宽度的算术平均值作为菌褶宽度。利用Photoshop软件的标尺工具对香菇切面进行表型参数的尺寸测量, 测量结果作为人工测量值。将人工测量值和自动测量值进行对比, 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)、决定系数(determination coefficient, R^2)和根据MAPE计算得出的准确率来评

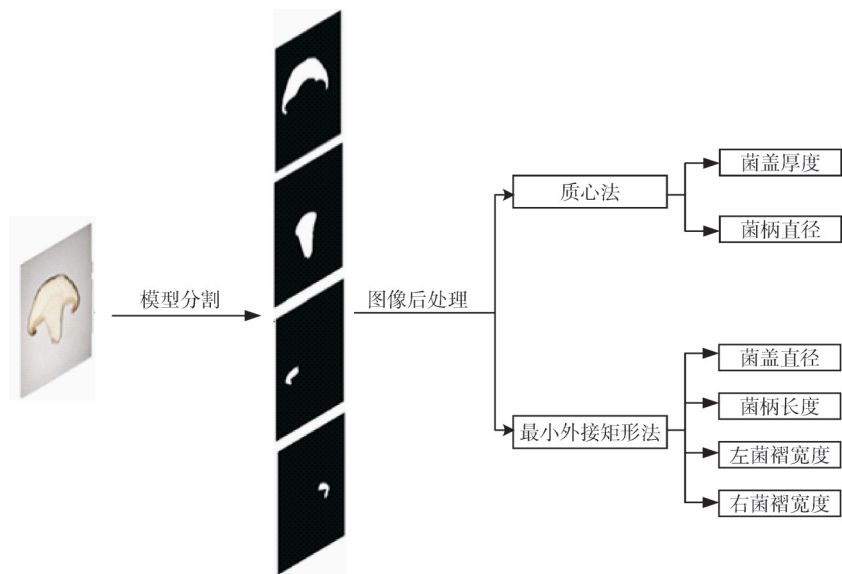


图7 香菇表型测量方法选用示意图

Fig. 7 Schematic diagram for the selection of phenotype measurement methods for shiitake mushrooms



图8 质心法测量菌盖厚度示意图

Fig. 8 Schematic diagram of measuring cap thickness using centroid method

估该方法的精度。

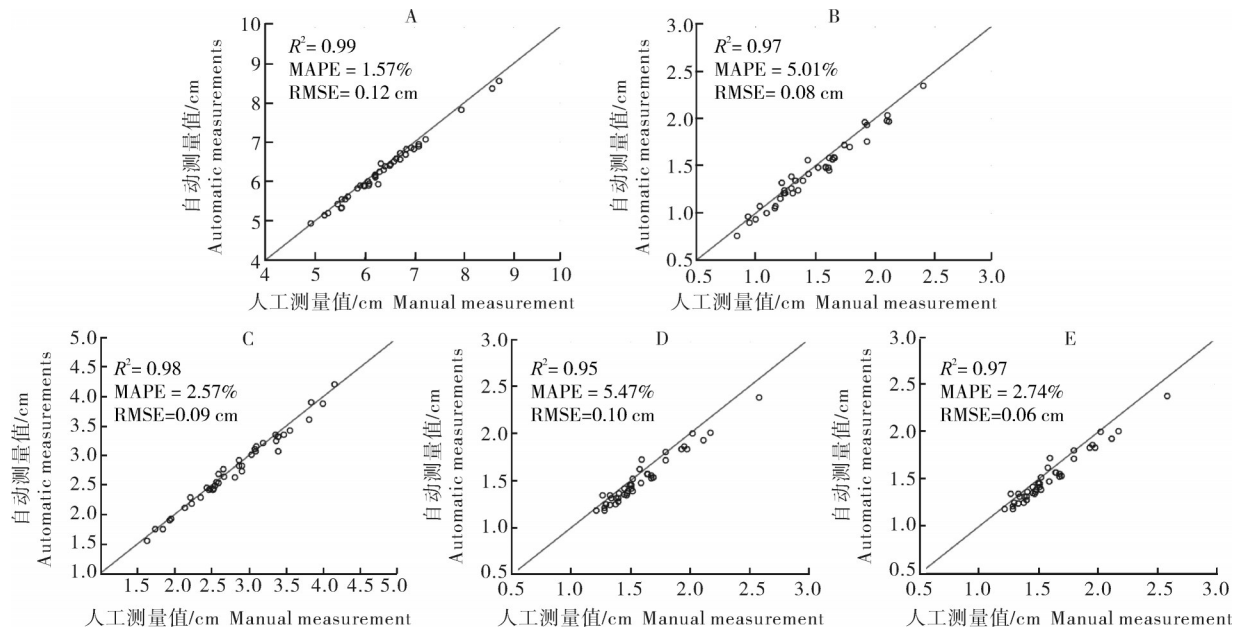
由图9可知, R^2 均高于0.95,MAPE均小于6%,RMSE均小于0.12 cm,自动测量准确率均高于94%,其中自动测量菌盖直径的准确率最高,可达98.43%。以上结果表明,本方法具有较高的准确性,自动测量值与人工测量值具有较好的一致性。

3 讨 论

针对我国现今对香菇表型参数仍普遍采用较为原始的人工测量方式这一现象,基于U-net和Psp-net模型对比发现,U-net模型的mIoU和mPA分别为0.85和0.91,U-net模型的性能远远高于Psp-net模型。因此构建了一种基于U-net的香菇菌盖、菌柄、菌褶的分割模型,实现了5个香菇表型参数的自动测量。

经过多次实验,选用最小外接矩形法测量菌盖直径、菌柄长度以及左、右菌褶宽度,选用质心法测量菌盖厚度以及菌柄直径。结果表明,与人工测量值相比,本研究提出的方法测得的菌盖直径、菌盖厚度、菌柄长度、菌柄直径、菌褶宽度的平均绝对百分比误差(MAPE)均小于5.47%,均方根误差(RMSE)小于0.12 cm,决定系数(R^2)高于0.95,表明该方法可以有效替代人工测量,显著提高香菇表型参数的测量速度,并降低成本。基于菌盖直径、菌盖厚度、菌柄长度、菌柄直径和菌褶宽度5种表型数据自动测量对比发现,自动测量菌盖直径准确率最高,自动测量菌盖厚度准确性最低。其原因在于菌盖直径测量是基于最远端2个点的位置确定。最小外接矩形法是基于目标轮廓,目标外接矩形的面积趋于最小值,因此基于最小外接矩形法的4个角坐标所得到的菌盖直径最接近实际测量值。由于菌盖厚度测量存在人工测量难以确认厚度的问题,因此人工测量结果也无法保证准确性,所以菌盖厚度自动测量结果误差会更大。

本研究方法为香菇表型的自动测量提供了一种新思路,尤其在大批量测量时,由于人工测量耗时且易造成误差,采用本研究的方法将大幅减少这些问题。本研究香菇图像来源于切面图像,未来的研究可进一步探索无损检测技术,以便在不破坏香菇的前提下进行精确测量。



A: 菌盖直径 Cap diameter; B: 菌盖厚度 Cap thickness; C: 菌柄长度 Stipe length; D: 菌柄直径 Stipe diameter; E: 菌褶宽度 Gill width.

图9 香菇表型参数的人工测量值与自动测量值的对比

Fig. 9 Comparison between manually measured and automatically measured phenotypic parameters of shiitake mushrooms

参考文献 References

- [1] 周伟, 凌亮, 郭尚. 香菇食药价值综述[J]. 食药用菌, 2020, 28(6): 461-465. ZHOU W, LING L, GUO S. Overview of the edible and medicinal value of *Lentinula edodes* [J]. Edible and medicinal mushrooms, 2020, 28(6): 461-465 (in Chinese with English abstract).
- [2] 费承鑫, 王婧, 龚诗琪, 等. 香菇多糖生物活性及应用研究进展[J]. 食品安全导刊, 2022(5): 147-149. FEI C X, WANG J, GONG S Q, et al. Progress in the biological activity and application of the mushroom polysaccharide [J]. China food safety magazine, 2022(5): 147-149 (in Chinese with English abstract).
- [3] 王彬, 张明, 倪立颖, 等. 我国香菇加工产品市场发展现状与趋势[J]. 食药用菌, 2023, 31(4): 229-233. WANG B, ZHANG M, NI L Y, et al. Current situation and development trend of processing products market of *Lentinula edodes* [J]. Edible and medicinal mushrooms, 2023, 31(4): 229-233 (in Chinese with English abstract).
- [4] 陈章娥. 香菇的应用价值与前景展望[J]. 现代食品, 2023, 29(6): 26-28. CHEN Z E. Application value and prospect of *Lentinula edodes* [J]. Modern food, 2023, 29(6): 26-28 (in Chinese with English abstract).
- [5] 李江波, 王靖宇, 苏忆楠, 等. 鲜香菇外部品质计算机视觉检测与分级研究[J]. 农产品加工(学刊), 2010(10): 4-7. LI J B, WANG J Y, SU Y N, et al. Detection and grading on exterior quality of fresh *Lentinula edodes* based on computer [J]. Academic periodical of farm products processing, 2010(10): 4-7 (in Chinese with English abstract).
- [6] 陈红, 夏青, 左婷, 等. 基于纹理分析的香菇品质分选方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 285-292. CHEN H, XIA Q, ZUO T, et al. Quality grading method of shiitake based on texture analysis [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(3): 285-292 (in Chinese with English abstract).
- [7] 王玲, 徐伟, 杜开伟, 等. 基于SR300深度相机的褐蘑菇原位测量技术[J]. 农业机械学报, 2018, 49(12): 13-19. WANG L, XU W, DU K W, et al. Portabella mushrooms measurement *in situ* based on SR300 depth camera [J]. Transactions of the CSAM, 2018, 49(12): 13-19 (in Chinese with English abstract).
- [8] 王风云, 封文杰, 郑纪业, 等. 基于机器视觉的双孢蘑菇在线自动分级系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(7): 256-263. WANG F Y, FENG W J, ZHENG J Y, et al. Design and experiment of automatic sorting and grading system based on machine vision for white *Agaricus bisporus* [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(7): 256-263 (in Chinese with English abstract).
- [9] 汪威, 刘亚川, 吕斌, 等. 一种去柄鲜香菇视觉分级系统设计[J]. 食品与机械, 2021, 37(3): 105-111. WANG W, LIU Y C, LÜ B, et al. Design of visual grading system for fresh stipe-free shiitake mushroom [J]. Food & machinery, 2021, 37(3): 105-111 (in Chinese with English abstract).
- [10] 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 L L, WANG B, LI D X, et al. Object detection and classification of *Pleurotus ostreatus* using improved YOLOv5 [J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 163-171 (in Chinese with English abstract).
- [11] 申虢, 谢锋, 王玉琳, 等. 基于Unet++分割模型的全自动高通量菌落计数仪[J]. 食品与机械, 2023, 39(11): 53-57.

- SHEN Y, XIE F, WANG Y L, et al. An automatic high throughput colony counter based on Unet++ segmentation model[J]. Food & machinery, 2023, 39(11): 53-57 (in Chinese with English abstract).
- [12] 杨林, 曾大鑫, 边银丙, 等. 改进YOLOv5的香菇子实体生育期识别方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(9): 182-189. YANG L, ZENG D X, BIAN Y B, et al. Recognizing fruiting body growth period of *Lentinus edodes* using improved YOLOv5[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(9): 182-189 (in Chinese with English abstract).
- [13] LEE C H, CHOI D, PECCHIA J, et al. Development of a mushroom harvesting assistance system using computer vision [C]//ASABE. 2019 ASABE Annual International Meeting paper. MI.: ASABE, 2019:1-5.
- [14] JI J T, SUN J W, JIN X, et al. Measuring the cap diameter of white button mushrooms (*Agaricus bisporus*) by using depth image processing[J]. Applied engineering in agriculture, 2021, 37(4): 623-633.
- [15] ZHANG Y P, ZHU S J, WANG H, et al. Research on intelligent grading system of *Tremella fuciformis* based on machine vision [J]. Applied engineering in agriculture, 2022, 38(6): 961-973.
- [16] MUKHERJEE A, SARKAR T, CHATTERJEE K, et al. Development of artificial vision system for quality assessment of oyster mushrooms[J]. Food analytical methods, 2022, 15(6): 1663-1676.
- [17] 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 L X, LAI Y J, ZHANG S A, et al. Image segmentation and pose estimation method for pitaya picking robot based on enhanced U-net[J]. Transactions of the CSAM, 2023, 54(11): 180-188 (in Chinese with English abstract).
- [18] 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 W H, ZHOU C Q, CHENG Y, et al. Path recognition method of orchard ridges based on lightweight U-Net [J]. Transactions of the CSAM, 2024, 55(2): 16-27 (in Chinese with English abstract).

U-net based method for extracting phenotypes in shiitake mushrooms

LIU Yan¹, LIU Huan¹, ZHANG Enshuai¹, ZHAO Wenrui¹, ZHU Zihan², BIAN Yinbing², LIANG Xiuying¹

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

2.College of Plant Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

Abstract A U-net based method for extracting the phenotypes of shiitake mushrooms was proposed to solve the problems of the low level of informatization and the time-consuming and laborious manual measurement of phenotypes in shiitake mushroom. U-net based segmentation of caps, stipes, and left and right gills in shiitake mushroom was achieved by collecting the cross-sectional images of shiitake mushrooms and establishing a dataset. The results showed that the average intersection to union ratio and average pixel accuracy of the model was 85.00% and 91.25%, respectively. The automatic measurement of five parameters for phenotypes in shiitake mushrooms including the cap diameter, cap thickness, stipe length, stipe diameter, and gill width was achieved by combining the centroid method with the minimum bounding rectangle method. The method proposed had mean absolute percentage error (MAPE) of 1.57%, 5.01%, 2.57%, 5.47%, and 2.74% in measuring the cap diameter, cap thickness, stem length, stem diameter, and gill width, with the root mean square error (RMSE) of 0.12 cm, 0.08 cm, 0.09 cm, 0.10 cm, 0.06 cm and all determination coefficients (R^2) exceeding 0.90 compared with manual measurements. It is indicated that the U-net based method for extracting the phenotypes in shiitake mushrooms is suitable for measuring phenotypes in shiitake mushrooms with a high accuracy of segmentation. It will provide strong technical support for the sorting and grading of shiitake mushrooms.

Keywords shiitake mushrooms; image segmentation; extraction of phenotypes; U-net

(责任编辑:葛晓霞)