

基于改进 YOLOv8 的有毒蘑菇识别方法

邢文静

重庆三峡学院

DOI:10.32629/as.v9i2.3753

[摘要] 蘑菇种类繁多且是否有毒难以凭外观辨认,发展蘑菇识别技术尤为重要。然而,蘑菇常生长于密集遮挡的环境中,其形态多样、尺度变化显著,给识别带来了巨大挑战。为此,本文通过引入DAttention模块和SlimNeck模块对YOLOv8模型进行改进。结果显示,改进后的模型在精确率、召回率和平均精度均值上均优于基本模型,分别达到了92.5%、87.7%、92.1%。同时,与YOLOv5、YOLOv7、及YOLOv10模型相比,改进后的模型mAP@50提高2.1~14个百分点。本文为有毒蘑菇识别提供一种准确的解决方案。

[关键词] YOLOv8; 有毒蘑菇识别; 注意力机制; SlimNeck模块

中图分类号: S646.1+1 **文献标识码:** A

Toxic Mushroom Recognition Method Based on Improved YOLOv8

Wenjing Xing

Chongqing Three Gorges University

[Abstract] There are many types of mushrooms, and it is not easy to distinguish which are poisonous, making mushroom identification technology very necessary. Mushrooms usually appear in densely obstructed environments, with diverse shapes and significant variations in scale. To address these issues, a poisonous mushroom identification method based on an improved YOLOv8 model is proposed. The YOLOv8 model is improved by introducing the DAttention module and the SlimNeck module. Results show that the improved model outperforms the base model in precision, recall, and mean average precision, reaching 92.5%, 87.7%, and 92.1%, respectively. Additionally, compared with YOLOv5, YOLOv7, and YOLOv10 models, the improved model's mAP@50 increased by 2.1 to 14 percentage points. This study provides an accurate solution for poisonous mushroom identification.

[Key words] YOLOv8; Toxic Mushroom Identification; Attention Mechanism; SlimNeck Module

引言

蘑菇,又称为蕈菌,通常以肉质子实体的形式生长在地面上。蘑菇富含人体必需的氨基酸、矿物质、维生素和多糖等多种营养成分^[1]。在野外有毒蘑菇与可食用品种往往形态相似,辨别是否有毒困难。同时蘑菇中毒的临床表现具有多样性。中毒初期多表现为消化系统症状,随着毒素吸收可能累及肝脏、肾脏等多个器官系统,严重者可导致多器官功能衰竭甚至死亡^[2]。所以早期准确识别蘑菇种类尤为重要。

关于蘑菇识别许多学者做了研究。其中,樊帅昌^[3]提出了一种基于深度残差网络并结合迁移学习技术的毒蕈图像分类方法。Kiss等人^[4]比较了EfficientNet_B0和EfficientNet_B5对蘑菇图像分类任务上的影响和准确率。赵成棋^[5]使用基于Mobile Net_V3模型实现蘑菇分类,解决了多角度蘑菇辨识的问题。黄治国^[6]以YOLOv5模型为基础提出了一种DRC-YOLOv5蘑菇图像检测算法。

尽管现有识别方法在识别准确性有所提升,但仍存在一些局限性。在密集遮挡场景下易因背景噪声干扰而漏检小尺寸目标,以及形态多样、尺度变化明显导致的漏检与误检问题。为此,本文通过引入DAttention注意力机制模块以及使用SlimNeck模块进行改进,以提高识别准确率。

1 数据收集与预处理

本文数据收集主要采用公开数据集,主要从Roboflow公开数据集收集蘑菇图像数据。该数据集包含超过2139张蘑菇图像,包括8种有毒蘑菇和8种无毒蘑菇。为了提升模型的性能,对训练集中的图像进行了随机裁剪、旋转和错切的数据增强操作。原始2139张图像样本经增强处理后扩展至6300张。并按照7:2:1的比例划分为训练集4410张,验证集1260张,测试集630张。

2 研究方法

2.1 YOLOv8模型改进

YOLOv8模型相较于同系列的YOLOv5模型在网络架构上进行

了显著的改进,采用了CSPNet和FPN等设计^[7]。这些改进在特征提取方面更为高效,从而提高了检测精度。但是由于YOLOv8基础模型在密集遮挡场景下易因背景噪声干扰而漏检小尺寸目标,还有蘑菇形态多样、尺度变化明显导致漏检与误检问题。为此,在Backbone层引入注意力机制,同时在Neck层引入SlimNeck模块。改进后的YOLOv8模型网络结构图如图1所示。

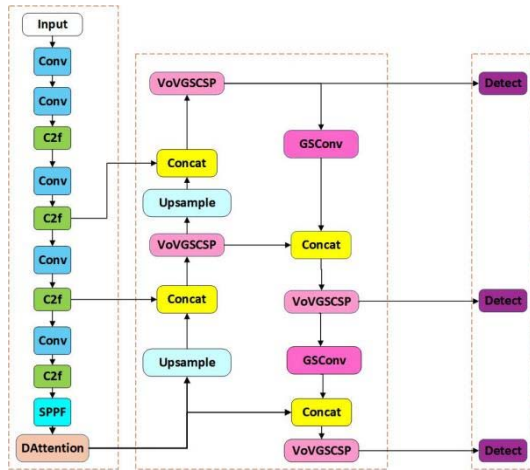


图1 改进后的YOLOv8模型网络结构图

2.2 DAttention注意力机制

DAttention^[8]是由Xia等人于2022年提出。该机制结合了可变形卷积与自注意力的思想。DAttention作为一种空间自适应模块,能够动态调整注意力区域的位置和范围^[9]。DAttention结构图如图2所示。

DAttention的工作流程主要是针对输入特征图生成均匀分布的网格参考点,并归一化至固定范围。通过轻量级偏移网络学习参考点的偏移量。再基于参考点与偏移量得到变形后的采样位置,利用双线性插值完成特征采样^[10]。最后,将采样得到的变形键值对与查询进行多头注意力计算,并引入可变形相对位置偏置增强空间信息建模,最终输出融合关键特征的增强特征图。引入DAttention注意力机制可以在复杂背景下准确识别蘑菇。

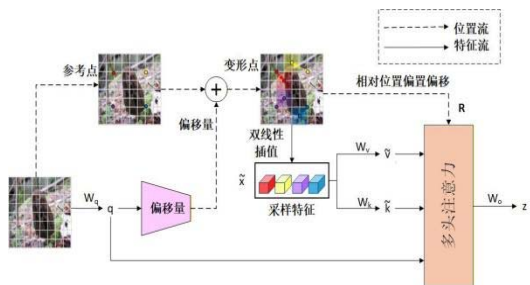


图2 DAttention注意力机制结构图

2.3 SlimNeck模块

SlimNeck^[11]模块是由Li, Hulin等人提出。其在设计SlimNeck结构时提出了GSConv模块。GSConv模块^[12]整合了标准卷积的特征丰富性、深度可分离卷积的计算效率,以及通道混洗操作的跨

通道信息交互能力。GSConv的网络结构图如图3所示。

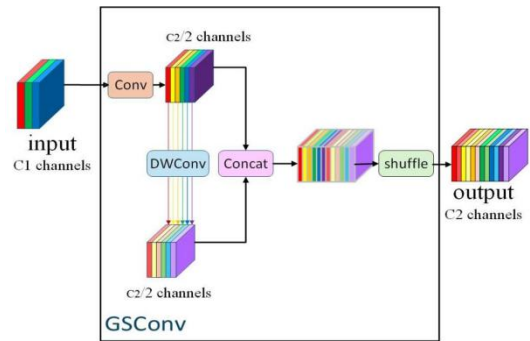


图3 GSConv网络结构图

除了GSConv模块, SlimNeck还包括GS bottleneck和VoV-GSCSP模块,这些模块用于进一步提升性能^[13]。GS bottleneck模块采用逐级堆叠的GSConv单元,形成深度可分离的特征变换路径,显著提升了网络的特征学习能力。而VoV-GSCSP模块则融合了可变视角特征聚合策略,通过跨层特征复用和动态通道重组机制提升特征利用效率。GS bottleneck和VoV-GSCSP模块结构图如图4所示。

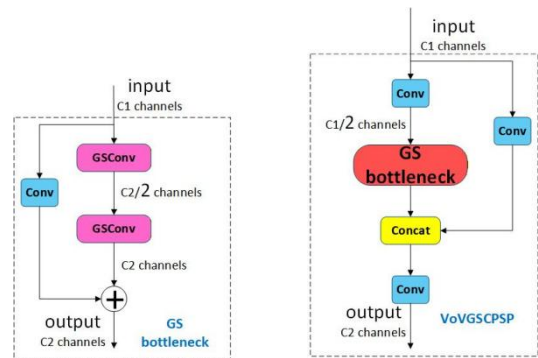


图4 GS bottleneck模块和VoV-GSCSP模块结构图

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

本文的模型训练与测试平台硬件配置如下: CPU为20 v CPU Intel(R) Xeon(R)Platinum 8470Q, GPU为RTX 4090 (24GB)*1。软件配置为: PyTorch 2.1.0, Python 3.10(ubuntu22.04), CUDA 12.1。试验参数batch为32, 参数学习率为0.01, epoch值为200。

3.2 评价标准

本文主要使用精确度(P)、召回率(R)和平均精确度均值(mAP)作为评价指标。这些指标从不同维度反映了模型的检测能力^[14]。计算公式如式(1)~式(3)所示。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

$$\text{mAP} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \text{AP}_k \tag{3}$$

其中, TP为真正例, 即正确检测的目标数量^[15]。FP为假正例, 即误检的目标数量。FN为假负例, 即将模型错误的预测为负类的正类样本的数量。N表示类别数。AP_k表示第k个类别的平均精确度^[16]。

3.3 消融实验

为验证改进后的模型在有毒蘑菇识别任务中的优越性, 对改进前后模型的精确率、召回率、平均精确度均值进行对比。消融实验结果如表1所示。

其中, 引入DAttention模块后, 精确度上升1.9个百分点, 召回率2.9个百分点, mAP@50提高了1.8个百分点。引入SlimNeck模块后, 模型精确度上升2.4个百分点, 召回率上升0.6个百分点, mAP@50上升1个百分点。同时引入DAttention与SlimNeck模块, 则使精确度上升3.1个百分点, 召回率上升4.4个百分点, mAP@50上升2.3个百分点。以上结果表明改进后的模块在提升模型整体性能上起到显著作用。

表1 消融实验结果表

DAttention	SlimNeck	P/%	R/%	mAP@50/%
		89.4	83.3	89.8
✓		91.3	86.2	91.6
	✓	91.8	83.9	90.8
✓	✓	92.5	87.7	92.1

3.4 模型实验效果分析

同时绘制了原始YOLOv8模型和改进后的模型的mAP曲线变化情况。mAP曲线变化如图5所示。结果表明改进后的模型不仅收敛速度显著提升, 而且最终检测精度也有提高。训练过程更稳定, 验证了该改进的有效性。

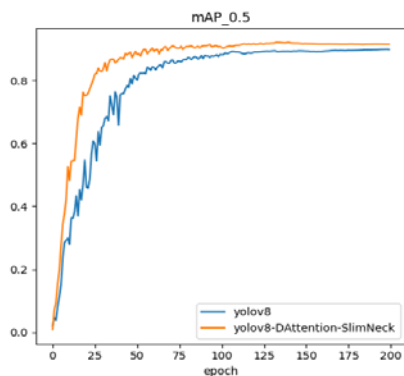


图5 mAP曲线变化对比图

3.5 对比试验

为进一步验证改进的有效性, 在相同的实验条件下, 将YOLOv5^[17]、YOLOv7^[18]、YOLOv8^[19]、YOLOv10^[20]模型与本文改进后模型进行对比试验。对比试验结果如表2所示。

表2 对比实验结果表

模型	P/%	R/%	mAP@50/%
YOLOv5	84.8	79.9	8.7
YOLOv7	76.1	74.7	78.1
YOLOv8	89.1	84.8	90
YOLOv10	90.6	78.8	88.1
本文模型	92.5	87.7	92.1

其中, 改进后的模型在精确度、召回率和mAP@50三个关键指标上均领先于所有对比模型, 展现出全面的性能优势。具体来看, 改进后的模型精确度为92.5%, 比YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8和YOLOv10分别高出7.7、16.4、3.4和1.9个百分点; 召回率为87.7%, 较上述模型依次高出7.8、13.0、2.9和8.9个百分点。mAP@50为92.1%, 分别优于各对比模型5.1、14、2.1和4个百分点。改进后的模型凭借其卓越的检测性能, 尤其在降低漏检率方面表现突出。

4 结论

本文针对有毒蘑菇识别提出了一种基于改进YOLOv8模型的识别方法, 并对模型改进前后的性能以及与不同模型的检测效果进行对比分析。

(1) 引入DAttention模块和SlimNeck模块后, 模型的精确率比基础的模型提高了3.1个百分点, 召回率提高了2.5个百分点, mAP@50提高了4.1个百分点。以上结果验证了改进后模型在提高有毒蘑菇识别上的有效性。

(2) 与YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8和YOLOv10等检测模型相比, 改进后的模型在精确率、召回率和平均精度均值方面均表现出卓越的优势, 分别达到92.5%、87.7%和92.1%。

所提出的改进YOLOv8模型在有毒蘑菇识别任务中表现优异, 不仅为预防误食中毒提供可靠的技术保障, 也为真菌学领域的相关智能识别研究提供参考。

[参考文献]

[1]董雪媛,王治宝.常见蘑菇的营养成分及有效成分的研究现状[J].神经药理学报,2020,10(03):37-41.
 [2]刘倩,王全庆.毒蕈中毒:躲避致命陷阱之科学应对指南[J].家庭医学(下半月),2025,(10):41-42.
 [3]樊帅昌.基于深度残差网络与迁移学习的毒蕈图像识别[D].浙江农林大学,2019.
 [4]Kiss N,Czúni L.Mushroom image classification with CNNs: A case-study of different learning strategies[C]//2021 12th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis(ISPA).IEEE,2021:165-170.
 [5]赵成棋.基于深度学习的蘑菇识别模型研究及系统构建[D].北京林业大学,2022.

- [6]黄治国.基于深度学习模型的蘑菇图像检测[D].云南大学,2024.
- [7]程前.基于改进YOLOv8的密集场景下的行人检测方法研究[D].北京交通大学,2024.
- [8]Xia Z,Pan X,Song S,et al.Vision transformer with deformable attention[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.IEEE,2022:4794-4803.
- [9]杨茜,熊炜,孟圣哲,等.基于改进YOLOv8的绝缘子缺陷检测方法[J].电子测量技术,2025,48(07):86-97.
- [10]赵子瀚.基于YOLOv8的玉米虫害检测方法研究[D].佳木斯大学,2025.
- [11]Li,Hulin,et al.Slim-neck by GSConv: A lightweight-design for real-time detect or architectures[J].Journal of Real-Time Image Processing,2024,21(3):62.
- [12]赵斌.基于多源信息融合的羊只体尺测量研究[D].内蒙古师范大学,2024.
- [13]林海鹏.基于深度学习的光学镜片表面缺陷检测方法[D].广东工业大学,2025.
- [14]FanY, Zhang L,Zheng C, et al. Real-time and accurate meal detection for meal-assisting robots[J].Journal of Food Engineering,2024,371:111996.
- [15]蔡宇华.基于深度学习的西瓜叶片病害的识别研究[D].西安石油大学,2025.
- [16]夏清.基于YOLOv8的无人机目标检测跟踪研究与实现[D].扬州大学,2025.
- [17]Misra D,Mish: A self regularized non-monotonic activation function[J].ArXiv,2019,arXiv:1908.08681.
- [18]Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).2023:7464-7475.
- [19]Liu H,Liu W, Wang W,et al.A method of grape cluster target detection and picking point location based on improved YOLOv8 [C].International Conference on Guidance,Navigation and Control,2025.
- [20]Bellout A,Zarboubi M,Dliou A,et al.YOLOv10-enabled IoT robot car for accurate disease detection in straw-berry cultivation[C].ITM Web of Conferences.EDP Sciences,2024,69:01011.

作者简介:

邢文静(2001--),女,满族,河北承德人,硕士研究生,研究方向:目标检测。