



化春键,宋一鸣,蒋毅,等. RGB通道增强的草坪杂草识别算法[J]. 南京农业大学学报,2024,47(5):1019-1027.

HUA Chunjian, SONG Yiming, JIANG Yi, et al. RGB channel enhanced lawn weed recognition algorithm [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(5): 1019-1027.

## RGB通道增强的草坪杂草识别算法

化春键<sup>1,2\*</sup>, 宋一鸣<sup>1,2</sup>, 蒋毅<sup>1,2</sup>, 俞建峰<sup>1,2</sup>, 陈莹<sup>3</sup>

(1.江南大学机械工程学院,江苏无锡214122;2.江苏省食品先进制造装备技术重点实验室,江苏无锡214122;  
3.江南大学物联网工程学院,江苏无锡214122)

**摘要:**[目的]为了实现草坪维护的精准化施药,针对自然环境中杂草与草坪草颜色相近导致杂草难以识别的问题,以YOLOv5s为基础目标检测网络,提出一种突出输入图片颜色信息的草坪杂草检测模型。[方法]对输入图片进行切片,扩展RGB通道数为原来的4倍。对切片后的图片进行全局平均池化和全局最大池化,提取原图片中的颜色信息,对颜色通道进行加权,提高对单色目标检测效果。为了进一步增强网络对于形状相似颜色不同的目标识别效果,改进SPPF模块为SPPFCSPC模块,进一步提高不同草坪环境下的杂草识别精度。[结果]改进后的YOLOv5s网络对于单色目标识别效果较好,对普通草坪杂草的检测精确率达到0.928,召回率为0.970,mAP@0.5为0.943,帧率为104 f·s<sup>-1</sup>,模型内存占用量13.8 MB比使用Focus模块的YOLOv5s检测精度提高4.1个百分点,比使用Conv模块的YOLOv5s检测精度提高5.4个百分点,在疏林草坪的检测结果mAP@0.5达到0.957。[结论]本文算法可有效识别多种自然环境中的草坪杂草,可为草坪杂草精准化施药提供支持。本文改进模块对颜色的敏感度较好,为与背景颜色相似度较高的单色目标检测提供技术参考。

**关键词:**目标检测;YOLOv5s;草坪杂草;精准施药;颜色注意机制

中图分类号:S126

文献标志码:A

文章编号:1000-2030(2024)05-1019-09

## RGB channel enhanced lawn weed recognition algorithm

HUA Chunjian<sup>1,2\*</sup>, SONG Yiming<sup>1,2</sup>, JIANG Yi<sup>1,2</sup>, YU Jianfeng<sup>1,2</sup>, CHEN Ying<sup>3</sup>

(1.School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

2.Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment & Technology, Wuxi 214122, China;

3.School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:**[Objectives] In order to achieve precise herbicide application in lawn maintenance, this study addresses the challenge of weed identification due to the similar colors of weeds and turfgrass in natural environments. Based on the YOLOv5s target detection network, a model highlighting the color information of input images was proposed for lawn weed detection. [Methods] The input images were sliced, and the RGB channels were expanded to four times their original number. The sliced images underwent global average pooling and global max pooling to extract color information from the original images. The color channels were weighted to enhance the detection of monochromatic targets. To further improve the network's ability to recognize targets with similar shapes but different colors, the SPPF module was modified to the SPPFCSPC module, which increased the accuracy of weed identification in various lawn environments. [Results] The improved YOLOv5s network showed a good recognition effect on monochromatic targets, achieving a detection accuracy of 0.928 for common lawn weeds, a recall rate of 0.970, an mAP@0.5 of 0.943, and a frame rate of 104 f·s<sup>-1</sup>, with a model memory usage of 13.8 MB. The detection accuracy improved by 4.1 percentage points compared to YOLOv5s using the Focus module and by 5.4 percentage points compared to YOLOv5s using the Conv module. The detection results in sparse woodland lawns achieved an mAP@0.5 of 0.957. [Conclusions] The algorithm effectively identified various lawn weeds in natural environments and supported precise herbicide application for lawn weeds. The improved module demonstrated good sensitivity to color, providing a technical reference for the detection of monochromatic targets with high background color similarity.

**Keywords:** object detection; YOLOv5s; lawn weeds; precision application; color attention module

草坪是城市园林的主要组成部分,大多位于人群密集处。在草坪建设过程中会伴生大量杂草,除影响草坪的观赏价值,而且会增加病虫害发生的概率。传统杂草识别方法主要是通过图像处理,对比杂草的形

收稿日期:2023-11-20

基金项目:国家自然科学基金项目(62173160)

\*通信作者:化春键,博士,副教授,硕导,主要从事机器视觉、图像处理、深度学习等方面的研究,E-mail:277795559@qq.com。

状特征、颜色特征、纹理特征或多光谱特征进行杂草与作物的区分<sup>[1]</sup>,需要人工设计特征,且特征选取是否合适对最终识别的准确率有较大影响。除此之外还存在算法设计复杂、识别速度慢等缺陷<sup>[2]</sup>。随着卷积神经网络技术的发展,更多的研究开始借助深度学习的方法<sup>[3]</sup>。

相较于草坪杂草的研究,对于农作物和蔬菜等经济作物中的杂草研究已有较多研究。姜红花等<sup>[4]</sup>提出基于 Mask R-CNN 的杂草检测方法,在多种背景下对玉米、杂草数据集进行测试,可以满足农药变量喷洒的控制要求。张伟康等<sup>[5]</sup>使用 YOLOv5 对蔬菜目标进行识别,再将蔬菜边框外绿色植物定义为杂草,与土壤背景进行分割,最终输出杂草检测框。Sahin 等<sup>[6]</sup>利用多光谱相机和 CRF 增强的 U-Net 进行杂草识别,对土壤、作物和杂草的平均识别率达到 88.3%。Sivakumar 等<sup>[7]</sup>对基于目标检测的卷积神经网络模型在低空无人机图像上进行训练和评价,在大豆田中晚期杂草的检测结果证实 Faster RCNN 模型综合性能最佳。草坪相比于农作物和经济作物,杂草识别研究起步较晚<sup>[8]</sup>。化春键等<sup>[9]</sup>提出一种灰度分布差异 (difference of gray distribution, DGD) 检测算子,在聚类过程中引入像素周围不同方向的灰度分布差异特征实现草坪杂草分割,平均分割准确率达到 91.45%。金小俊等<sup>[10]</sup>提出一种基于深度学习的草坪杂草识别及除草剂喷施区域检测方法,利用神经网络模型对格子图片进行杂草识别,实现大片杂草的定位从而确定除草剂喷施区域。Yu 等<sup>[11]</sup>使用深度卷积神经网络进行图像分类,选取 AlexNet、GoogleNet、VGGNet 三种模型检测狗牙根草坪及其伴生杂草,对比发现 VGGNet 具有较好的检测效果。

草坪杂草分布随机,且草坪草与杂草颜色相近、生长交错、重叠,草坪环境复杂且存在落叶等干扰,研究尚处于探索阶段<sup>[12]</sup>。YOLO 系列目标检测技术使用锚框框选目标区域,可以满足地面作业机器人小区域局部喷洒选择性除草剂的需求。本文基于 YOLOv5s 提出一种基于颜色通道注意力机制模块的改进算法,增强网络对于颜色的敏感度,以期实现单株草坪杂草精确识别,同时为与背景颜色相似度较高的单色目标检测提供技术参考。

## 1 材料与方法

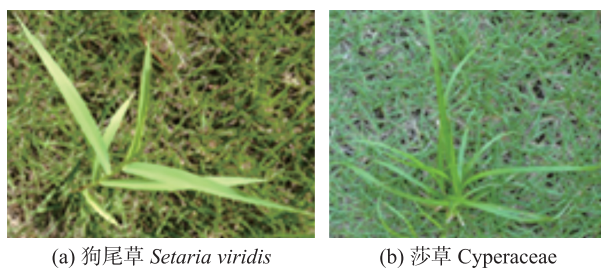
### 1.1 图像采集

选取具有代表性的草坪草种狗牙根,选取常见伴生杂草为试验对象,其中阔叶类杂草如蒲公英、刺儿草、酸模等为双子叶植物纲(图 1),细叶杂草如狗尾草(禾本科)、莎草(莎草科)等为单子叶植物纲(图 2)。采用索尼 DSC-W830 数码相机于 2022 年 9 至 11 月在江南大学校园采集杂草样本,拍摄天气为晴天、多云或阴天,拍摄场景除普通草坪外,还有生活中常见带有枯叶落叶干扰的疏林草坪(图 3),拍摄方式为手持且垂直离地约 30 cm,图片分辨率为 5 152×3 864。



图 1 常见阔叶杂草

Fig. 1 Common broadleaf weeds



(a) 狗尾草 *Setaria viridis* (b) 莎草 Cyperaceae

图 2 常见细叶杂草

Fig. 2 Common fine-leaved weeds



图 3 疏林草地杂草分布

Fig. 3 Distribution of weeds in thinned grassland

### 1.2 数据集构建

从拍摄图像中选取 800 张作为样本数据,每张图片存在 1 个或多个检测目标,其中阔叶杂草样本约 800 张,细叶杂草样本约 200 张,落叶样本约 150 张。YOLOv5 含有大量的数据增强策略,本研究基于 Mosaic 数据增强方式<sup>[13]</sup>,随机选择图像进行色度、饱和度、亮度调整,采用图像翻转、错切、缩放、平移等数据增强方法,通过将 4 张随机图像按照一定概率转换成单幅图像作为每次的输入图像,从而增加数据的多样性,扩充后的数据集共 4 000 张,进一步丰富多场景多尺度信息。为了尽可能减少训练过多带来的过拟合现象且提高训练的精度,按照 85%和 15%的比例将图像划分为训练集和验证集<sup>[14]</sup>,其中训练集 3 400 张,验证集 600 张,使用 labelimg 图像标注工具对目标进行标注,得到 YOLOv5 模型所需的 txt 格式的数据集。

## 2 杂草检测识别方法

### 2.1 YOLOv5 网络结构

YOLOv5 是 one-stage 目标检测算法<sup>[15]</sup>,属于轻量级模型,运行速度快,可以满足除草机器人实时准确的需求,且模型内存占用量小,保证该模型可以移植到移动设备中。YOLOv5s 是 YOLOv5 网络中深度最小的网络,YOLOv5s 网络模型包含 Input、Backbone、Neck 和 Prediction 4 部分<sup>[16]</sup>,结构见图 4。

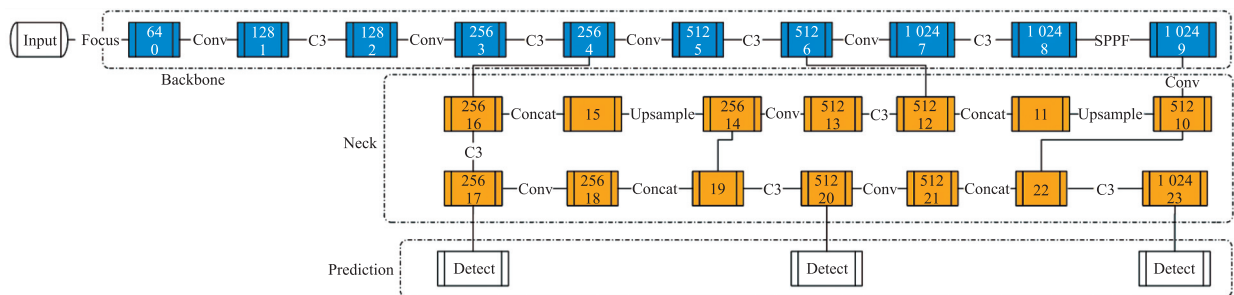


图 4 YOLOv5s 网络结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the YOLOv5s network structure

### 2.2 改进颜色通道注意力机制的 YOLOv5s 检测模型

**2.2.1 Focus 结构** Focus 模块是 YOLOv5 特有的结构。它的主体部分可以看作一个切片操作,采取隔行采样拼接的策略把高分辨率输入图像拆分为多个低分辨率图像,是一种特殊的下采样操作<sup>[17]</sup>。Focus 模块结构如图 5 所示。

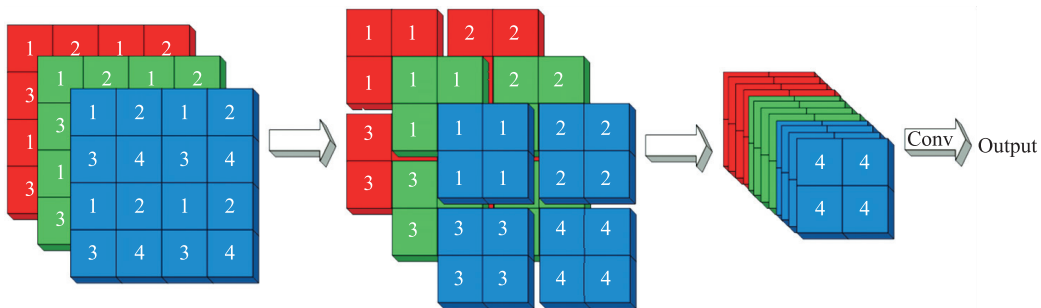


图 5 Focus 模块结构

Fig. 5 Focus module structure

Focus 模块在图片进入 backbone 前对图片进行切片操作,在 1 张图片中每隔 1 个像素得到 1 个值,得到 4 倍通道位数;将 W、H 信息集中到通道空间,输入通道扩大了 4 倍,即拼接起来的图片相对于原先的 RGB 三通道模式变成了 12 个通道;最后将得到的特征图经过卷积操作,得到没有信息丢失情况下的二倍下采样特征图。Focus 结构可以有效减少计算量和参数量,保留输入特征图中的重要信息,有助于提高模型的特征提取能力,实现对输入特征图的特征压缩。

Focus 结构在实现上比较复杂,需要进行通道分离、卷积、通道拼接等操作,导致计算量较大,不利于模型的训练和推理,因此 YOLOv5 的代码中有时会将 Focus 结构替换为卷积层。为了简化网络结构并提

高运行效率,在 YOLOv5V6.1 之后的版本中将 Focus 结构替换为标准的卷积层,减少计算量和参数量<sup>[18]</sup>。但是卷积层只能进行简单的特征压缩和下采样操作,可能会损失一些输入特征图中的细节信息。因此,在某些需要较高特征提取能力的任务中,采用 Focus 结构更加合适。

**2.2.2 注意力机制 (FocusAttention)** Focus 结构将输入特征图划分成 4 个子图,并将这 4 个子图进行通道拼接,得到一个更小的特征图与更多的通道数。切片后不进行卷积可以最大程度保留原图像 RGB 颜色通道中的信息,并且经过 Focus 的切片操作,RGB 通道数扩大为原来的 4 倍,增加了颜色信息的通道数。对分割后的图片进行通道注意力操作,学习各颜色通道的权重,实现基于颜色特征的注意力机制 (FocusAttention) (图 6)。

注意力机制是关于调整权重的问题,在空间维度对特征图进行加权处理,权重越大,说明这一通道的信息越重要。通道权重通过最大池化和平均池化决定。池化的最终目的是对特征图进行降采样<sup>[19]</sup>,同时使用全局最大池化和全局平均池化可以保留原图中更多颜色信息。

将输入的 RGB 特征图进行切片得到特征图  $F(H \times W \times C)$ ,分别经过基于宽和高的全局最大池化和全局平均池化,得到 2 个  $1 \times 1 \times C$  的特征图;将它们分别送入一个 2 层的神经网络 (MLP),第 1 层神经元数量为  $C/r$  ( $r$  为减少率),激活函数为 ReLU,第 2 层神经元数量为  $C$ ,这个 2 层的神经网络是共享的。将 MLP 输出的特征进行基于元素方面的加法操作,再经过 sigmoid 激活操作,生成最终的通道注意力特征,即  $M_c$ 。最后,将  $M_c$  和输入特征图  $F$  进行元素之间的乘法操作,生成输出特征。

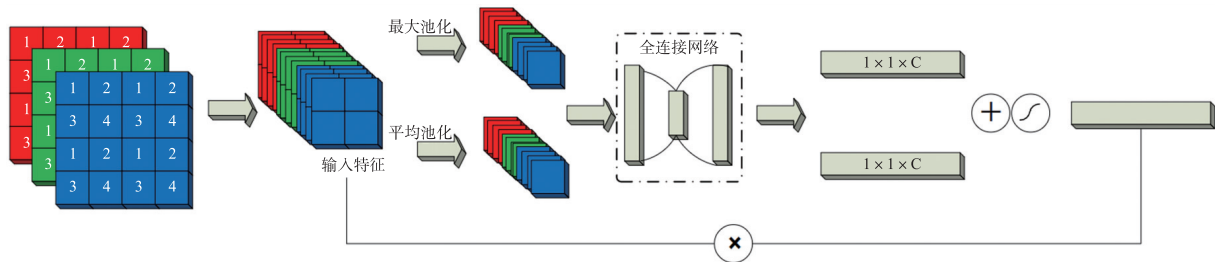


图 6 FocusAttention 模块结构

Fig. 6 FocusAttention module structure

对输入大小为  $H \times W \times C$  的特征图  $F$  在空间维度上进行全局最大池化和全局平均池化,获取 2 个大小为  $1 \times 1 \times C$  的全局空间特征信息描述符,记为  $F_c^{\max}$ 、 $F_c^{\text{avg}}$ 。

$$F_c^{\max} = \max_{\substack{1 \leq i \leq H \\ 1 \leq j \leq W}} F_c(i, j), \quad c = 0, 1, 2, \dots, C \quad (1)$$

$$F_c^{\text{avg}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W F_c(i, j), \quad c = 0, 1, 2, \dots, C \quad (2)$$

式中: $H$ 、 $W$ 、 $C$  分别表示特征向量  $F$  的高、宽和通道数; $F_c^{\max}$ 、 $F_c^{\text{avg}}$  分别表示特征向量在第  $c$  个通道上的全局最大池化值、全局平均池化值。

将最大池化区域的像素点取最大值,得到的特征图对纹理特征信息更加敏感;平均池化则是对池化区域内的图像取平均值,得到的特征信息对背景信息更加敏感,使用 2 种全局池化方式更能体现输入的全局信息,获取颜色通道的重要程度。

将 2 个全局空间特征信息描述为  $F_c^{\max}$ 、 $F_c^{\text{avg}}$ ,分别通过由 2 个全连接层 FC1 和 FC2 组成的全连接网络,获取各通道的非线性依赖关系,输出 2 个大小为  $1 \times 1 \times C$  的特征向量,记为  $F_n^{\max}$ 、 $F_n^{\text{avg}}$ 。

$$F_n^{\max} = \text{conv}(W_2, \text{ReLU}(\text{conv}(W_1, F_c^{\max}))) \quad (3)$$

$$F_n^{\text{avg}} = \text{conv}(W_2, \text{ReLU}(\text{conv}(W_1, F_c^{\text{avg}}))) \quad (4)$$

式中: $W_1$ 、 $W_2$  分别表示全连接层 FC1、FC2 中包含的参数矩阵; $\text{ReLU}(\cdot)$  表示全连接层 FC1 和 FC2 中的激活函数; $\text{conv}(\cdot)$  表示卷积运算。

融合全连接网络输出的 2 个包含通道非线性依赖关系的特征向量  $F_n^{\max}$ 、 $F_n^{\text{avg}}$ ,通过 Sigmoid 激活函数,获得归一化后的通道权重系数矩阵,将该矩阵与特征向量  $F$  相卷积得到通道注意力加权后的特征向量  $F_{\text{CAM}}$ 。

$$W_{\text{CAM}} = \sigma(F_n^{\max} + F_n^{\text{avg}}) \quad (5)$$

$$F_{CAM} = conv(W_{CAM}, F) \tag{6}$$

式中: $\sigma(\cdot)$ 表示 Sigmoid 激活函数的运算公式。

**2.2.3 SPPFCSPC 模块** YOLOv5s 使用 SPPF 模块来实现局部特征和全局特征的融合。SPPF 模块使用 3 次递进的最大池化层,每一层的输出作为下一层的输入,得到 3 个大小不同的特征图,将特征图维度变换后进行拼接,得到输出特征,如图 7。

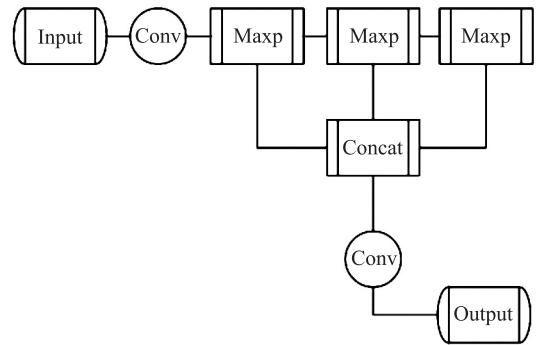


图 7 SPPF 模块  
Fig. 7 SPPF module

SPPFCSPC 是通过对输入的特征图进行空间金字塔池化和通道分离,从而提取出不同尺度和不同通道的特征信息<sup>[20]</sup>。SPPFCSPC 模块包含 2 个子模块: SPPF 模块和 CSPC 模块,如图 8。首先,对输入的特征图进行不同尺度的金字塔池化,得到多个不同尺度特征图。其次,对每个尺度的特征图进行通道分离,将其分为多个通道,每个通道包含不同的特征信息;将所有尺度和通道的特征信息进行拼接,得到最后的特征表示。最后,向得到的特征图输入多个卷积模块,每个卷积核对应不同尺度的特征图,捕捉不同尺度目标和场景信息。这种方法可以有效提高模型的感受野和特征表达能力,提高模型对形状相似颜色不同的目标区分能力,提高疏林草坪杂草识别性能。

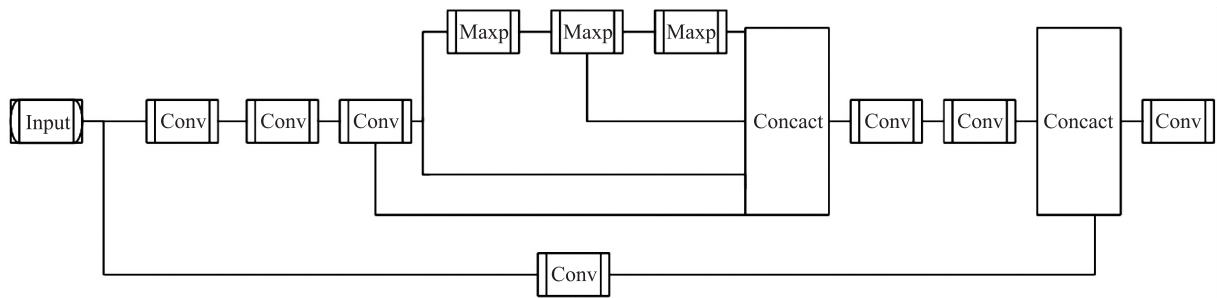


图 8 SPPFCSPC 模块  
Fig. 8 SPPFCSPC module

### 3 试验平台及模型评价指标

#### 3.1 试验平台与对比模型

试验平台的硬件配置:CPU 为 AMD EPYC 7232P 8-Core Processor, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3090,数量为 2。软件配置:采用 Ubuntu 20.04.4 LTS 系统,网络模型以 Python3.8.10 编程语言实现,软件平台为 Visual Studio Code,搭配环境 CUDA11.0、Cudnn8005,采用 Pytorch 深度学习框架进行训练。

为了验证 FocusAttention 模块是否提高网络检测准确率,使用 Focus、Conv 和 FocusAttention 输入模块的 YOLOv5s 模型进行对比研究。此外,为了验证本研究方法的性能,选择其他注意力机制模块分别加入 Focus 与 Conv 模块之后进行对比试验。为了验证本研究方法对于颜色信息的敏感度,最后加入轮廓相似颜色不同的落叶干扰进行对比试验。

#### 3.2 评价指标

采用精度 (precision)、召回率 (recall)、平均精确率 (mAP)、检测速度 (FPS) 与模型内存占用量 (weights) 评估训练所得模型的检测效果。准确率表示杂草数在所识别目标中所占比例,召回率表示在所有杂草中被识别出来的比例。这 2 个指标越高,表明训练所得模型检测性能越好。mAP 为各类准确率 P 与召回率 R 构成 P-R 曲线下面积的平均值,是衡量目标检测模型性能的重要指标,它的值越大,检测的效果越好。mAP@0.5 表示交并比 (IOU) 为 0.5 时平均精确率均值。

### 4 结果与分析

在构建的数据集基础上,将 YOLOv5s-FocusAttention 与 YOLOv5s 模型、YOLOv7 模型、YOLOv8 模型进

行对比研究。FocusAttention 模块解决了 YOLOv5s 模型置信度低、误检、漏检等问题(图 9), 相比其他更新的 YOLO 系列网络性能也有提升。由表 1 可知,使用 FocusAttention 模块的 YOLOv5s 的精度与召回率显著提高,整体 mAP@0.5 比使用 Focus 模块提高 4.1 百分点,比 Conv 模块提高 5.4 百分点,比 YOLOv7 网络提高 3.2 百分点,比 YOLOv8 提高 1.4 百分点。

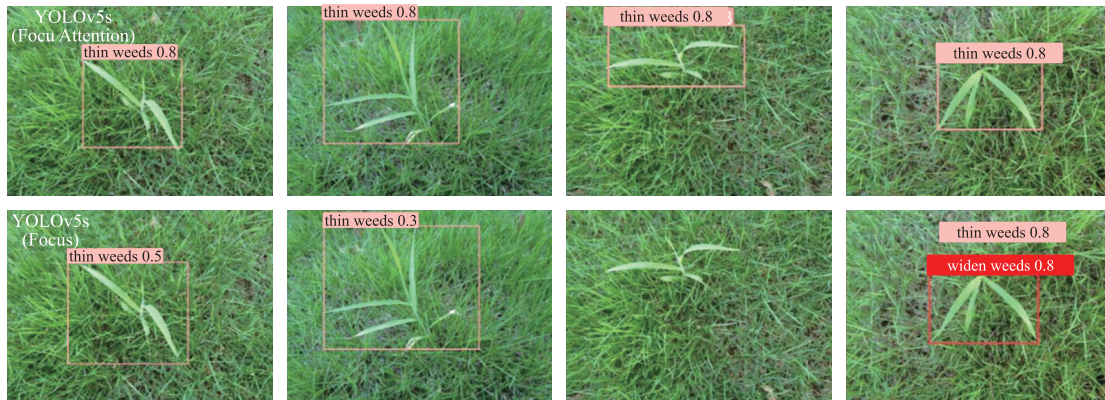


图 9 使用 FocusAttention 与 Focus 模块的 YOLOv5s 模型检测效果

Fig. 9 YOLOv5s model using FocusAttention and Focus modules to detect the effect

表 1 不同模型对草坪杂草检测效果对比

Table 1 Comparison of different models for lawn weed detection

模型 Model	分类 Classes	精度 Precision	召回率 Recall	mAP@0.5
YOLOv5s( FocusAttention)	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.856	0.973	0.944
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	1.000	0.963	0.943
	全部杂草 All categories weeds	0.928	0.968	0.943
YOLOv5s( Focus)	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.844	0.897	0.926
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.917	0.815	0.881
	全部杂草 All categories weeds	0.881	0.847	0.904
YOLOv5sV6.1( Conv)	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.857	0.919	0.892
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.959	0.882	0.886
	全部杂草 All categories weeds	0.908	0.901	0.889
YOLOv7	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.881	0.903	0.921
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	1.000	0.816	0.900
	全部杂草 All categories weeds	0.941	0.860	0.911
YOLOv8	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.945	0.831	0.931
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.960	0.879	0.928
	全部杂草 All categories weeds	0.952	0.855	0.929

注:mAP@0.5 表示交并比为 0.5 时平均精确率均值。mAP@0.5 indicates mean average precision value when IoU is 0.5. 下同。The same below.

为了检验 FocusAttention 模块对目标的检测效果,对比在 YOLOv5 模型相同位置加入其他常见注意力机制,检测结果见表 2。在对图片卷积后加入其他常见通道注意力模块,Conv+SE、Focus+SE、Conv+CAM 以及 Focus+CAM 在阔叶杂草检测中 mAP@0.5 都较原模型有部分提高,对细叶杂草的检测效果并不理想。只使用全局平均池化的 Focus+SE 整体都较原网络 mAP@0.5 略有提高,将 FocusAttention 中全连接网络替换为 1 维卷积的 FocusECA 在阔叶杂草检测中 mAP@0.5 略有提高,对细叶杂草检测效果不理想。

在生活中常见的草坪上常有未及时打扫的落叶,落叶与阔叶杂草轮廓相似,颜色不同,使得检测网络产生误判,在原数据集中加入落叶标签,见图 10。本试验发现,加入 FocusAttention 模块的 YOLOv5s 网络相比原始 YOLOv5s 在细叶杂草的检测中 mAP@0.5 仍有较大提高,mAP@0.5 提高 6 百分点,但是对于阔叶杂草的检测提高不多,相比加入落叶标签之前有所下降,整体 mAP@0.5 仍有提高,比 Conv 模块提高 1.5 百分点,比 Focus 模块提高 3 百分点。引入 SPPFCSPC 结构在阔叶杂草和细叶杂草识别中都有较好效果,其 mAP@0.5 比只使用 FocusAttention 模块的 YOLOv5s 网络提高 2 百分点。结果见表 3。检测效果见图 11。

表 2 加入不同通道注意力机制模块的 YOLOv5s 模型对比

Table 2 Comparison of YOLOv5s model with different channel attention mechanism modules

模型 Model	分类 Classes	精度 Precision	召回率 Recall	mAP@ 0.5
Conv+SE	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.646	0.981	0.933
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.856	0.933	0.892
	全部杂草 All categories weeds	0.753	0.957	0.913
Focus+SE	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.523	0.989	0.937
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.941	0.951	0.802
	全部杂草 All categories weeds	0.732	0.970	0.870
FocusECA	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.439	0.991	0.930
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.993	0.972	0.874
	全部杂草 All categories weeds	0.716	0.982	0.902
FocusSE	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.434	0.985	0.935
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.992	0.943	0.900
	全部杂草 All categories weeds	0.713	0.964	0.918
Focus+CAM	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.507	0.990	0.937
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.943	0.906	0.825
	全部杂草 All categories weeds	0.725	0.948	0.881
Conv+CAM	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.805	0.919	0.942
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.963	0.811	0.868
	全部杂草 All categories weeds	0.884	0.865	0.905



图 10 加入落叶标签的数据集

Fig. 10 Dataset with fallen leaf labels

表 3 加入落叶标签后不同输入模块的 YOLOv5s 模型对比

Table 3 Comparison of YOLOv5s model of different input modules after adding leaf labels

模型 Model	分类 Classes	精度 Precision	召回率 Recall	mAP@ 0.5
YOLOv5s( FocusAttention)	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.856	0.912	0.869
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.989	0.960	0.957
	落叶 Fallen leaves	0.765	1.000	0.995
	全部分类 All categories weeds	0.870	0.957	0.940
YOLOv5s( Conv)	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.895	0.886	0.871
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.966	0.934	0.908
	落叶 Fallen leaves	0.827	1.000	0.995
	全部分类 All categories weeds	0.896	0.940	0.925
YOLOv5sFocus	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.893	0.841	0.835
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	0.976	0.958	0.896
	落叶 Fallen leaves	0.759	1.000	0.995
	全部分类 All categories weeds	0.876	0.933	0.909
YOLOv5s( FocusAttention+ SPPFCSPC)	阔叶杂草 Broadleaf weeds	0.871	0.865	0.935
	细叶杂草 Fine-leaved weeds	1.000	0.851	0.942
	落叶 Fallen leaves	0.731	1.000	0.995
	全部分类 All categories weeds	0.867	0.905	0.957

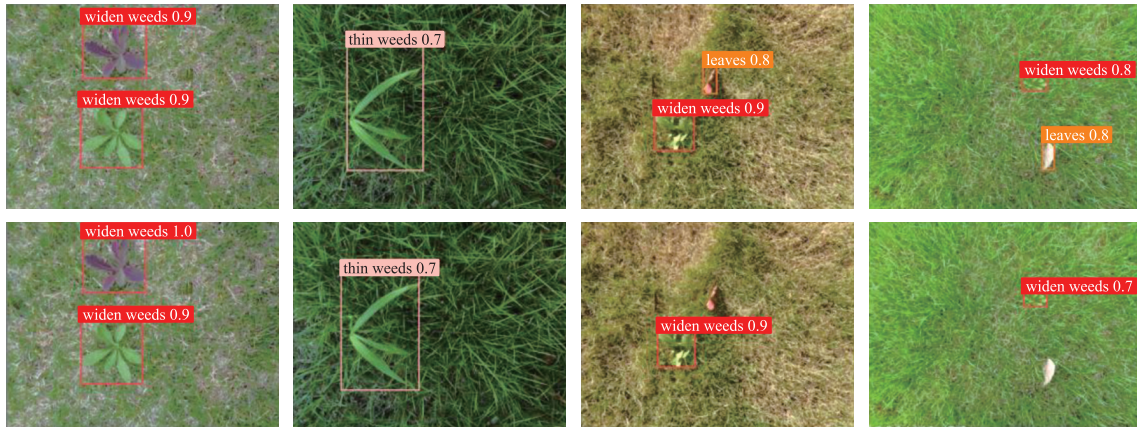


图 11 加入落叶标签前后 YOLOv5s 模型(FocusAttention) 的检测效果

Fig. 11 Detection effect of YOLOv5s model(FocusAttention) before and after adding the deciduous labeling

## 5 结论

本文以草坪杂草为研究对象,基于自建数据集进行模型改进试验。改进了 YOLOv5 特有的 Focus 模块,对图像 RGB 通道进行扩展,直接加入通道注意力模块,充分获取目标的颜色信息,将 SPP 模块替换为 SPPFCSPC 模块。

改进的 YOLOv5s 模型的 mAP@0.5 为 95.7%,帧速率为  $104 \text{ f}\cdot\text{s}^{-1}$ ,模型为轻量级模型,大小为 13.8 MB,可以满足除草机器人的杂草检测需求。提出的区分单子叶杂草和双子叶杂草的目标检测模型,可以解决自然环境下杂草与草坪颜色相近导致的检测精度低的问题。

本研究的不足之处主要表现为以下 2 个方面:1)改进模型检测效果虽提升较为明显,但对于检测模型的轻量化未进行改进;2)本文的数据集是以单子叶植物杂草和双子叶植物杂草为基础进行构建,一些选择性除草剂对于杂草仍有更细致的分类。后续将研究改进不同科杂草轻量化检测模型,为草坪机械自动化维护研究提供助力。

### 参考文献 References:

- [1] 樊湘鹏,周建平,许燕,等. 基于优化 Faster R-CNN 的棉花苗期杂草识别与定位[J]. 农业机械学报,2021,52(5):26-34.  
Fan X P, Zhou J P, Xu Y, et al. Identification and localization of weeds based on optimized faster R-CNN in cotton seedling stage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 26-34 (in Chinese with English abstract).
- [2] 宋怀波,尚钰莹,何东健. 果实目标深度学习识别技术研究进展[J]. 农业机械学报,2023,54(1):1-19.  
Song H B, Shang Y Y, He D J. Review on deep learning technology for fruit target recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 1-19 (in Chinese with English abstract).
- [3] 张勤,王家辉,李彬. 基于 YOLOv3 目标检测的秧苗列中心线提取方法[J]. 农业机械学报,2020,51(8):34-43.  
Zhang Q, Wang J H, Li B. Extraction method for centerlines of rice seedlings based on YOLOv3 target detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 34-43 (in Chinese with English abstract).
- [4] 姜红花,张传银,张昭,等. 基于 Mask R-CNN 的玉米田间杂草检测方法[J]. 农业机械学报,2020,51(6):220-228,247.  
Jiang H H, Zhang C Y, Zhang Z, et al. Detection method of corn weed based on mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(6): 220-228, 247 (in Chinese with English abstract).
- [5] 张伟康,孙浩,陈鑫凯,等. 基于改进 YOLOv5 的智能除草机器人蔬菜苗田杂草检测研究[J]. 图学学报,2023,44(2):346-356.  
Zhang W K, Sun H, Chen X K, et al. Research on weed detection in vegetable seedling fields based on the improved YOLOv5 intelligent weeding robot[J]. Journal of Graphics, 2023, 44(2): 346-356 (in Chinese).
- [6] Sahin H M, Miftahshudur T, Grieve B, et al. Segmentation of weeds and crops using multispectral imaging and CRF-enhanced U-Net[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 107956.
- [7] Sivakumar V A N, Li J T, Scott S, et al. Comparison of object detection and patch-based classification deep learning models on mid-to late-season weed detection in UAV imagery[J]. Remote Sensing, 2020, 12(13): 2136.
- [8] 付豪,赵学观,翟长远,等. 基于深度学习的杂草识别方法研究进展[J]. 中国农机化学报,2023,44(5):198-207.  
Fu H, Zhao X G, Zhai C Y, et al. Research progress on weed recognition method based on deep learning technology[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(5): 198-207 (in Chinese with English abstract).

- [9] 化春键,张爱榕,蒋毅,等. 基于改进模糊C均值聚类算法的草坪杂草识别[J]. 华南农业大学学报,2022,43(3):107-115.  
Hua C J,Zhang A R,Jiang Y,et al. Lawn weed recognition based on improved fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University,2022,43(3):107-115(in Chinese with English abstract).
- [10] 金小俊,孙艳霞,陈勇,等. 基于深度学习的草坪杂草识别与除草剂喷洒区域检测方法[J]. 草地学报,2022,30(6):1543-1549.  
Jin X J,Sun Y X,Chen Y,et al. Weed recognition and herbicide spraying area detection in turf based on deep learning[J]. Acta Agrestia Sinica,2022,30(6):1543-1549(in Chinese with English abstract).
- [11] Yu J L,Schumann A W,Sharpe S M,et al. Detection of grassy weeds in bermudagrass with deep convolutional neural networks[J]. Weed Science,2020,68(5):545-552.
- [12] 方璇,金小俊,陈勇. 基于人工智能的作物与草坪杂草识别研究进展[J]. 林业机械与木工设备,2022,50(10):30-36.  
Fang X,Jin X J,Chen Y. Research progress of crop and lawn weed identification based on artificial intelligence[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment,2022,50(10):30-36(in Chinese with English abstract).
- [13] 郭阳阳,洪文浩,丁屹,等. 基于坐标注意机制和YOLO v5s模型的山羊脸部检测方法[J/OL]. 农业机械学报. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20230519.1544.006.html>.  
Guo Y Y,Hong W H,Ding Y,et al. Goat face detection by combining coordinate attention mechanism and YOLO v5s model[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20230519.1544.006.html> (in Chinese with English abstract).
- [14] 范天浩,顾寄南,王文波,等. 基于改进YOLOv5s的轻量化金银花识别方法[J]. 农业工程学报,2023,39(11):192-200.  
Fan T H,Gu J N,Wang W B,et al. Lightweight honeysuckle recognition method based on improved YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2023,39(11):192-200.
- [15] Zhang P,Li D L. Automatic counting of lettuce using an improved YOLOv5s with multiple lightweight strategies[J]. Expert Systems with Applications,2023,226:120220.
- [16] Redmon J,Divvala S K,Girshick R B,et al. You only look once: unified, real-time object detection[J]. CoRR,2015,abs/1506.02640.
- [17] Chen Z H,Zhang F,Liu H B,et al. Real-time detection algorithm of helmet and reflective vest based on improved YOLOv5[J]. Journal of Real-Time Image Processing,2023,20(1):4.
- [18] 高宝东. 基于YOLOv5的小目标检测算法与应用研究[D]. 银川:宁夏大学,2022.  
Gao B D. Research on small target detection algorithm and application based on YOLOv5[D]. Yinchuan:Ningxia University,2022(in Chinese with English abstract).
- [19] 刘聪,许婷婷,马钰同,等. 融合双层注意力与多流卷积的肌电手势识别记忆网络[J]. 光电子·激光,2023,34(2):180-189.  
Liu C,Xu T T,Ma Y T,et al. Incorporating two-layer attention and multi-stream convolutional for sEMG gesture recognition memory networks[J]. Journal of Optoelectronics·Laser,2023,34(2):180-189(in Chinese with English abstract).
- [20] 朱霆芳,赵博,刘阳春,等. 基于机器视觉的瓶装饮料液位识别与定位[J]. 农业工程,2023,13(2):19-26.  
Zhu T F,Zhao B,Liu Y C,et al. Identification and location of beverages liquid level based on machine vision[J]. Agricultural Engineering,2023,13(2):19-26(in Chinese with English abstract).

责任编辑:沈波