

基于改进 YOLO v8 模型的南方农田障碍物检测方法

徐立鸿<sup>1,2</sup> 何亚平<sup>1</sup> 蒋林华<sup>1</sup> 李竹林<sup>2</sup> 胡灵犀<sup>1</sup> 龙伟<sup>1</sup>

(1. 湖州师范学院信息工程学院, 湖州 313000; 2. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804)

**摘要:** 障碍物检测是无人农机实现自主作业的关键技术之一。针对南方非结构化农田复杂环境下障碍物检测, 本文实地采集并标注了一个南方非结构化农田障碍物数据集, 并通过数据增强技术提升数据多样性。基于 YOLO v8 模型, 引入 Shuffle Attention 注意力机制至 C2f 模块, 提出改进的 C2f-ATT 模块, 以增强特征表达能力。同时, 采用全新卷积神经网络构建块替换部分常规模块, 形成 YO-STNet 模型, 并用增强型交并比 (EIou) 损失函数替换原有损失函数, 以平衡模型复杂性增加带来的收敛速度下降。试验结果表明, 在检测精度, 尤其是在小目标检测和模糊目标识别方面, 提出模型表现出显著优势, 网络收敛速度也显著加快。与原始 YOLO v8 模型相比, 改进模型平均检测精度提高 3.67 个百分点。与 YOLO v5、YOLO v7、YOLO v10、Faster R-CNN、SSD 等的对比结果表明, 本文提出模型性能更优越, 精度更高。研究结果为无人农机在复杂农田环境下自主避障提供了重要技术参考与实践支撑。

**关键词:** 障碍物检测; 深度学习; YOLO v8; C2f-ATT 模块; 南方农田; 自主避障

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)10-0181-08

OSID:



Obstacle Detection Method for Southern Farmlands Based on Improved YOLO v8 Model

XU Lihong<sup>1,2</sup> HE Yaping<sup>1</sup> JIANG Linhua<sup>1</sup> LI Zhulin<sup>2</sup> HU Lingxi<sup>1</sup> LONG Wei<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Huzhou University, Huzhou 313000, China

2. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** Obstacle detection is one of the key technologies for enabling autonomous operation of unmanned agricultural machinery. To address obstacle detection in the complex environments of unstructured farmland in southern China, a dataset of obstacles in such farmlands was collected and annotated, and data diversity was enhanced through data augmentation techniques. Based on the YOLO v8 model, the Shuffle Attention mechanism was introduced into the C2f module, proposing an improved C2f-ATT module to enhance feature representation. Simultaneously, a convolutional neural network building block was used to replace some conventional modules, forming the YO-STNet model. The enhanced intersection over union (EIou) loss function was adopted to replace the original loss function, balancing the decreased convergence speed caused by increased model complexity. Experimental results showed that the proposed model exhibited significant advantages in detection accuracy, particularly in small object detection and blurred object recognition, while network convergence speed was also markedly accelerated. Compared with the original YOLO v8 model, the improved model achieved a 3.67 percentage points increase in average detection accuracy. Comparative results with models such as YOLO v5, YOLO v7, YOLO v10, Faster R-CNN, and SSD demonstrated that the proposed model offered superior performance and higher precision. The findings can provide important technical reference and practical support for autonomous obstacle avoidance of unmanned agricultural machinery in complex farmland environments.

**Key words:** obstacle detection; deep learning; YOLO v8; C2f-ATT module; southern farmland; autonomous obstacle avoidance

收稿日期: 2025-01-20 修回日期: 2025-04-29

**基金项目:** 教育部-中国移动科研基金项目 (MCM2020-J-2)、国家自然科学基金项目 (62175037)、湖州市重点研发计划农业“双强”专项 (2022ZD2060) 和上海农业科技创新项目 (2024-02-08-00-12-F00032)

**作者简介:** 徐立鸿 (1960—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事设施农业装备机器视觉技术等研究, E-mail: xulihong@tongji.edu.cn

**通信作者:** 龙伟 (1978—), 男, 讲师, 博士, 主要从事图像处理、人工智能和智慧农业中视觉技术等研究, E-mail: lw@zjhu.edu.cn

0 引言

随着人工智能、大数据、物联网等前沿技术迅速发展,智慧农业已成为全球现代农业科技竞争的核心领域<sup>[1]</sup>。在此背景下,障碍物检测技术作为实现无人农机田间自主安全作业的重要基础,实时、准确地感知静态与动态障碍物,为农机自主避障提供保障<sup>[2-7]</sup>。

当前,农田障碍物检测技术随各类传感器的更新迭代而不断发展,主要包括基于单一传感器和多传感器融合 2 大类。基于单一传感器的方法主要依赖视觉传感器和雷达传感器。视觉检测方法<sup>[8-19]</sup>通过提取图像中纹理、颜色、边缘等特征,实现障碍物识别;雷达检测方法<sup>[20-23]</sup>通过发射与接收信号,分析回波信息以确定障碍物距离、形状、材质与运动状态,但高成本及复杂地形的适应性问题限制了其应用范围。多传感器融合方法<sup>[24-27]</sup>通过整合不同传感器的数据优势,提高检测精度与鲁棒性,然而受限于农田环境多模态数据稀缺及融合算法复杂,实时性与大规模应用能力尚待提升。相较之下,视觉检测技术具有信息获取全面、成本低廉、环境适应性强等优势,尤其适合在农机领域推广应用。

陈斌等<sup>[28]</sup>提出一种改进 YOLO v3 - tiny<sup>[29]</sup> 目标检测模型,在主干网络引入残差模块以提高模型检测性能,实现了田间行人和农机的检测与识别。但随着软硬件技术发展,该研究方法不再具有时效性,并且该方法适用场景为大型农场,对于南方小型非结构化农田适用性差,障碍物只选用了农机与行人,过于简单。杜小强等<sup>[30]</sup>提出一种基于优化 Mask R - CNN 模型的非结构化农田障碍物实例分割方法,用于实现无人机田间障碍物检测。以 ResNet - 50 残差网络为基础,将空间注意力 (Spatial attention, SA) 引入残差结构,使模型聚焦于显著性特征,同时引入可变形卷积 (Deformable convolution, DCN),通过加入偏移量,增大感受野,提高模型鲁棒性。该模型基于无人机角度,对于在地面工作农机视角的障碍物不适用。无人机视角不受扬尘影响,而地面工作农机在收获过程会有扬尘,继而导致前方障碍物模糊。

针对以上问题,本研究提出一种融合注意力机制与非步长卷积的改进 YOLO v8 模型 (YO - STNet),实地采集南方非结构化农田真实障碍物数据集,通过注意力机制融合提升对小目标的特征提取,同时利用非步长卷积提高对模糊障碍物的检测精度,最后修改损失函数以缓解由模型复杂度提高带来的收敛速度慢问题,为障碍物精准识别提供支持。

1 数据采集

1.1 设备选择

选用英特尔公司生产的 D455 型英特尔® 实感™ 深度摄像头,如图 1 所示,对前进方向的图像进行采集,设备参数如表 1 所示。



图 1 RealSense D455 型深度相机  
Fig. 1 Intel® RealSense™ depth camera D455

表 1 摄像头参数

| Tab. 1 Camera parameters |           |
|--------------------------|-----------|
| 参数                       | 数值/型式     |
| 功耗/mW                    | 360       |
| 彩色传感器                    | OV9782    |
| 彩色图分辨率/(像素×像素)           | 1 280×800 |
| 彩色视场角/(°)                | 86×57(±3) |
| 采集频率/Hz                  | 30        |
| 数据传输方式                   | USB3.0    |

1.2 数据采集与处理

农田障碍物图像数据集采集地点分别为上海市嘉定区浦鞋湾的外港试验田以及崇明区振华新村的崇明试验田。数据采集方案如表 2 所示。

表 2 采集方案

| Tab. 2 Data collection plan |       |                 |
|-----------------------------|-------|-----------------|
| 天气                          | 数据量/幅 | 描述              |
| 晴天                          | 520   | 农田拍摄,光线充足,视野开阔  |
| 阴天                          | 480   | 阴天光线柔和,部分目标遮挡较多 |
| 多云                          | 450   | 下午多云,农机细节较为清晰   |
| 晴天                          | 600   | 早晨晴天,采集树木与电线杆为主 |
| 雨后                          | 370   | 雨后湿润地面,障碍物目标较分散 |
| 晴天                          | 800   | 收获视角            |

通过实地走访和考察,针对南方非结构化农田中出现的障碍物进行分析和总结,农田中障碍物主要分为地面障碍物与负障碍物 2 大类,因采集地区属于南方平原,负障碍物较少,最后选取的障碍物类别为农机 (Machinery)、树木 (Tree)、电线杆 (Pole) 和人 (Person) 4 类。农机包括翻地机、拖拉机、收获机、播种机等,并且在收获时节在收获机驾驶舱前端架设摄像头,采集扬尘下的障碍物图像。

分别在不同光照、天气环境下采集障碍物图像,包括顺光、逆光、阴雨天、近景、远景、多农机遮挡等情况。整体数据量如表 3 所示,数据集图像如图 2 所示。

表 3 障碍物数据量  
Tab.3 Obstacle data

| 类型        | 数据量/幅 |
|-----------|-------|
| Person    | 1 814 |
| Tree      | 4 149 |
| Pole      | 2 736 |
| Machinery | 1 754 |



图 2 障碍物图像示例

Fig.2 Obstacle image example

1.3 数据集构建

使用数据标注工具 Labellmg 对采集图像中的障碍物进行标注。对于近景树木,重点标注树干核心区域,避免包含过多树叶或草丛,以提高模型对树干的识别准确性。对于远景树木,则标注整个树木区域,包括树冠和树干,以确保模型学习更多特征,保障农机作业安全。电线杆标注也需聚焦于其核心区域,即电线杆主体部分,避免过多包含背景或电线,以突出电线杆在场景中的主要特征。最终,数据集按比例 9:1随机划分为训练集和测试集,标注示例见图 3。

图像样本多样性不足,数据不平衡,会导致网络模型训练中出现过拟合现象。为防止过拟合现象,采用马赛克增强 (Mosaic)、混合增强 (Mixup)、随机扰动 (Random perspective) 以及颜色扰动 (HSV augment)4 种方法对数据进行加强,对数据集进行扩充,以提高模型数据集的多样性与泛化能力。

2 研究方法

2.1 YOLO v8 模型

YOLO v8 是由 Ultralytics 开发的在目标检测领域中的一种高效深度学习模型。该模型在 YOLO 系



(a) 树木



(b) 电线杆

图 3 电线杆与树木标注示例

Fig.3 Annotation example of poles and trees

列历史版本的基础上,引入了新功能和改进点,进一步提升性能和灵活性,使其成为实现目标检测、图像分割、姿态估计等任务的最佳选择。其核心技术包括采用跨阶段局部网络 (CSPNet) 作为主干网络,通过分阶段的特征提取将模型计算任务分解为不同阶段,从而实现高效的特征表达。同时其自适应锚点机制采用 K-means 算法计算最佳锚点尺寸,提高小目标检测精度。还引入多尺度特征聚合 (Feature pyramid networks,FPN) 结构。YOLO v8 立体模型如图 4 所示。

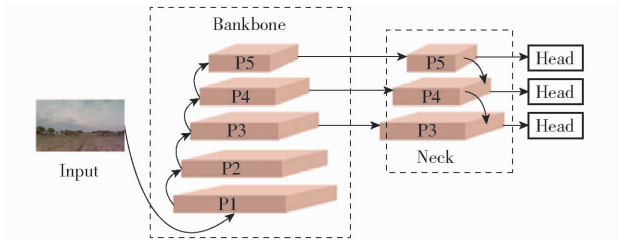


图 4 YOLO v8 立体模型

Fig.4 3D model diagram of YOLO v8

2.2 Shuffle Attention 注意力机制

Shuffle Attention (SA) 注意力机制是非常轻量的注意力结构,可以非常简单地插入到不同模块实现应用。将输入特征图沿通道维度分为多个子特征组,再被进一步分为 2 个分支,一个分支用于提取通道注意力,另一个则用于捕获空间注意力。最后将 2 种注意力合并,使注意力机制只包含少量参数,计算效率更高。SA 注意力机制示意图如图 5 所示。

在通道注意力实现方面,采用最简单的 GAP + Scale + Sigmoid 组合,在空间注意力实现方面,采用 GroupNorm (GN) 对  $X_{k2} \in \mathbf{R}^{C/2G \times H \times W}$  进行处理得到空域层面的统计信息,其中  $C$  为通道数, $H$  为特征图高, $W$  为特征图宽, $G$  为拆分组数,然后采用  $\mathcal{F}_c(\cdot)$  进行增强。之后将 2 种注意力结果 concat 到一起得

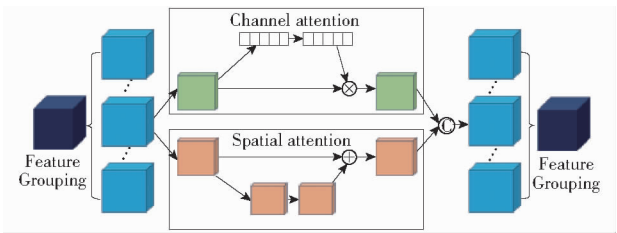


图5 SA 注意力机制结构

Fig.5 SA attention mechanism structure

到特征  $X'_k = [X'_{k2} \quad X'_{k1}] \in \mathbf{R}^{C/G \times H \times W}$ 。

2.3 SPD-Conv 构建块

YOLO v8 模型 Conv Module 由卷积层 (Conv)、批量归一化 (BN) 和 SiLU 激活函数组成,即 CBS 模块,用于提取特征。YOLO v8 为了获得更快的特征提取速度,采用步长为 2 的卷积,在特征提取前期,并没有表现出不利方面,因为前期有很多冗余像素,但对于南方非结构化农田里小的障碍物会导致特征学习不足,特别是电线杆这类本身像素占比小的障碍物,因此为了提高对小障碍物的特征学习,使用 SPD-Conv 卷积块提取特征。SPD-Conv 如图 6 所示。

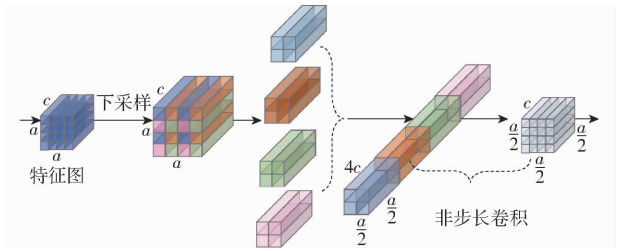


图6 SPD-Conv 模块示意图

Fig.6 SPD-Conv module schematic

2.4 EIou 损失函数

增强型交并比 (Enhanced intersection over union, EIou) 是一种改进的目标检测损失函数,旨在优化模型回归性能,特别是在处理目标定位问题时表现出显著优势。它是在传统交并比 (Intersection over union, IoU) 损失的基础上,针对 IoU 存在的问题 (如梯度消失和对重叠区域的敏感性不足) 进行优化发展而来。而 YOLO v8 自带的损失函数针对数据样本不平衡,以及改进模型复杂度高的情况收敛较慢。为加快收敛速度,用 EIou 损失函数替换原有的损失函数。

EIoU 不仅关注框的交并比,还显示优化框的位置和形状。即使目标框和预测框重叠很少, EIou 依然能提供有效梯度,提升模型训练效率,解决了在数据集标注时可能出现的质量不一问题,在处理小目标、长条形目标及其他复杂目标时,性能更优。

2.5 改进 YOLO v8 模型

使用 YOLO v8 作为农田障碍物识别的骨干网络,提出一种基于融合注意力机制的 YO-STNet 网

络,提高无人农机工作过程中对障碍物检测精度。该网络针对真实的南方非结构化农田中基于光照不均、扬尘较大、距离偏远所导致的图像质量差、障碍物目标偏小所改进,模型结构如图 7 所示。

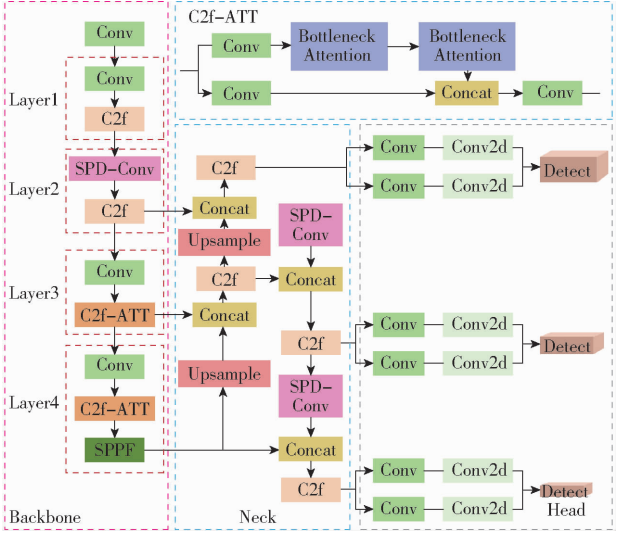


图7 改进 YOLO v8 模型结构

Fig.7 Improve YOLO v8 model architecture

在 Layer2 以及 Neck 部分融入 SPD-Conv;相比原始卷积块,该方法将输入图像的空间维度转换为深度维度,从而在不丢失信息的情况下增加特征图深度,避免传统步长卷积和池化操作中的信息丢失,保留更多的细粒度信息,对于提高低分辨率图像的检测精度至关重要。同时将 SA 注意力模块与 C2f 模块进行融合,设计 C2f-ATT 模块,并插在 YOLO v8 特征提取模块的 Layer3 和 Layer4,形成改进后的障碍物识别模型的特征提取模块,使模型对包含障碍物图像中小目标障碍物特征提取能力增强。具体融合位置如图 7 所示。

3 结果与分析

3.1 试验配置

硬件环境为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2698 v4 @ 2.20 GHz、80 GB 内存、NVIDIA Corporation GA100 (A100 PCIe 40 GB) 显卡。软件环境基于 Linux 操作系统,编程语言为 Python 3.8, CUDA 版本为 12.8, PyTorch 2.3.0。

3.2 模型评价指标

使用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 以及平均精度 (Average precision, AP)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP) 作为评价指标。IoU 是评估预测框与真实框重叠程度的指标, mAP50 表示当 IoU 为 0.5 时的平均精度均值。

3.3 数据预处理结果

为提高数据集多样性与泛化能力,采用在线数

据增强,结果表 4 所示。

表 4 数据增强结果

| Tab.4 Data augmentation result |           |        |        | %      |
|--------------------------------|-----------|--------|--------|--------|
| 数据增强                           | 类型        | 精确率    | 召回率    | mAP50  |
| -                              | Person    | 96. 41 | 85. 63 | 85. 43 |
|                                | Tree      | 82. 24 | 58. 32 |        |
|                                | Pole      | 70. 32 | 77. 26 |        |
|                                | Machinery | 94. 51 | 74. 35 |        |
| √                              | Person    | 98. 46 | 96. 12 | 93. 28 |
|                                | Tree      | 88. 89 | 78. 61 |        |
|                                | Pole      | 94. 67 | 79. 15 |        |
|                                | Machinery | 99. 42 | 98. 93 |        |

注：- 表示未采用此方法,√表示采用此方法。下同。

3.4 注意力及注意力位置选择

为验证不同 C2f 模块融入 SA 注意力对网络模型性能的影响,基于原始网络模型,在网络结构不同位置将 C2f 模块融合 SA 注意力,观察对模型精度、速度和稳定性的影响,试验结果如表 5 所示。

表 5 注意力位置选择结果

| Tab.5 Attention position selection |        |        |        |        | %      |
|------------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 位置                                 | Layer1 | Layer2 | Layer3 | Layer4 | mAP50  |
| 1                                  | -      | -      | -      | -      | 93. 38 |
| 2                                  | √      | -      | -      | -      | 93. 38 |
| 3                                  | -      | √      | -      | -      | 93. 62 |
| 4                                  | -      | -      | √      | -      | 95. 63 |
| 5                                  | -      | -      | -      | √      | 95. 65 |
| 6                                  | -      | -      | √      | √      | 95. 85 |
| 7                                  | √      | √      | √      | √      | 95. 85 |

SE ( Squeeze-and-excitation )、SA、CBAM ( Convolutional block attention module)均为常用的注意力模块,其中 SE 模块通过引入通道注意力机制,对不同通道的重要性进行加权,从而增强网络对关键特征的表达能力。CBAM 模块将通道注意力和空间注意力结合,通过 2 个顺序的阶段提取和融合通道与空间的注意力信息。SA 模块采用更加轻量级设计,并且同时进行通道与空间注意力的提取与融合。将不同注意力模块融入模型结果如表 6 所示。

表 6 注意力模块选择结果

| Tab.6 Result of attention selection |        |        |        | % |
|-------------------------------------|--------|--------|--------|---|
| 注意力模块                               | 精确率    | 召回率    | mAP50  |   |
| SE                                  | 93. 82 | 89. 33 | 94. 71 |   |
| SA                                  | 93. 88 | 92. 31 | 95. 85 |   |
| CBAM                                | 92. 84 | 88. 44 | 94. 33 |   |

尽管 SE、CBAM 在提升性能方面表现都很突出,但本模型融入 SA 最终效果更好,相较于 SE 和 CBAM mAP50 分别提升 1. 14、1. 52 个百分点。

3.5 与 YOLO v8 模型对比

通过将 SA 注意力与 YOLO v8 的特征提取模块

融合,以提高模型对农田中小障碍物的识别精度,并且利用非步长卷积块,提高对模糊图像的特征提取,模型对各类障碍物检测精度如表 7 所示,与原始模型检测对比如图 8 所示。改进模型精确率、召回率、mAP50 对比原始模型明显提升,其中对于树和电线杆的识别精度,分别提升 8. 46、5. 27 个百分点,整体精度提升 3. 67 个百分点。从检测结果看,改进模型对于小目标漏检,以及模糊目标检测都有改善。

表 7 原始模型与改进 YOLO v8 模型试验结果

| Tab.7 Experimental results between original model and improved YOLO v8 model |           |        |        |        |        | % |
|------------------------------------------------------------------------------|-----------|--------|--------|--------|--------|---|
| 网络模型                                                                         | 类型        | 精确率    | 召回率    | 平均精度   | mAP50  |   |
| YOLO v8                                                                      | Person    | 98. 46 | 96. 12 | 96. 21 | 93. 28 |   |
|                                                                              | Tree      | 88. 89 | 78. 61 | 86. 14 |        |   |
|                                                                              | Pole      | 94. 67 | 79. 15 | 91. 01 |        |   |
|                                                                              | Machinery | 99. 42 | 98. 93 | 99. 21 |        |   |
| YO-STNet                                                                     | Person    | 99. 13 | 97. 22 | 98. 91 | 96. 95 |   |
|                                                                              | Tree      | 95. 24 | 93. 41 | 94. 60 |        |   |
|                                                                              | Pole      | 96. 66 | 95. 23 | 96. 28 |        |   |
|                                                                              | Machinery | 99. 87 | 98. 17 | 99. 82 |        |   |

将像素在图像中占比少于 1% 设定为小目标,也就是远距离目标,各类障碍物中小目标占比分别为 52. 6% ( Person )、71. 3% ( Tree )、75. 3% ( Pole ) 和 61. 2% ( Machinery )。

YO-STNet 模型各项指标均优于 YOLO v8 模型。在障碍物检测任务中,改进模型精确率和召回率均显著提升,对小目标和低对比度目标的表现尤为突出,平均精度分别提高 8. 46、5. 2 个百分点。总体来看,改进模型 mAP50 达到 96. 95% , 相比原始模型提高 3. 67 个百分点。

试验结果表明,通过引入 C2f-ATT 模块与卷积替代块设计,改进模型不仅增强了对小目标和模糊图像的特征提取能力,同时还有效改善了对不同类别目标的识别效果,为复杂农田场景的障碍物检测提供了更优的解决方案。

3.6 不同识别模型性能

为比较改进模型效果,选择 YOLO v5、YOLO v7、YOLO v10 等目标检测模型进行对比试验。由表 8 可知,利用 YO-STNet 模型进行目标检测,对南方非结构化农田中 4 类常见障碍物检测 mAP50 达到 96. 95% 。相比于 YOLO v5、YOLO v7、YOLO v10 分别提升 8. 09、2. 28、2. 79 个百分点。与 Faster R-CNN、SSD 等目标检测模型相比表现也更优越。

从表 8 可看出,改进 YO-STNet 模型在不同类别障碍物检测任务中均展现出较为明显优势。例如,对农机类别,精确率达到 99. 87% ,召回率达到



图 8 改进模型与原始模型检测效果对比

Fig. 8 Comparison of detection performance between improved and original model

表 8 不同模型试验结果对比

| Tab. 8 Comparison of experimental results across different models |           |       |       |       | %     |
|-------------------------------------------------------------------|-----------|-------|-------|-------|-------|
| 网络模型                                                              | 类型        | 精确率   | 召回率   | 平均精度  | mAP50 |
| YOLO v8                                                           | Person    | 98.46 | 96.12 | 96.21 | 93.28 |
|                                                                   | Tree      | 88.89 | 78.61 | 86.14 |       |
|                                                                   | Pole      | 94.67 | 79.15 | 91.01 |       |
|                                                                   | Machinery | 99.42 | 98.93 | 99.21 |       |
| YO-STNet                                                          | Person    | 99.13 | 97.22 | 98.91 | 96.95 |
|                                                                   | Tree      | 95.24 | 93.41 | 94.60 |       |
|                                                                   | Pole      | 96.66 | 95.23 | 96.28 |       |
|                                                                   | Machinery | 99.87 | 98.17 | 99.82 |       |
| YOLO v5                                                           | Person    | 99.55 | 85.55 | 98.44 | 88.86 |
|                                                                   | Tree      | 88.42 | 68.48 | 86.99 |       |
|                                                                   | Pole      | 93.22 | 74.32 | 88.15 |       |
|                                                                   | Machinery | 98.57 | 95.83 | 98.44 |       |
| YOLO v7                                                           | Person    | 98.44 | 97.22 | 96.92 | 94.67 |
|                                                                   | Tree      | 88.16 | 93.41 | 86.18 |       |
|                                                                   | Pole      | 97.52 | 95.23 | 95.58 |       |
|                                                                   | Machinery | 99.99 | 99.98 | 99.99 |       |
| YOLO v10                                                          | Person    | 91.42 | 93.76 | 97.11 | 94.16 |
|                                                                   | Tree      | 92.83 | 85.03 | 94.30 |       |
|                                                                   | Pole      | 85.53 | 75.93 | 86.42 |       |
|                                                                   | Machinery | 96.65 | 95.04 | 98.81 |       |
| Faster R-CNN                                                      | Person    | 95.05 | 71.64 | 94.66 | 82.04 |
|                                                                   | Tree      | 86.03 | 41.67 | 78.00 |       |
|                                                                   | Pole      | 62.21 | 42.65 | 59.69 |       |
|                                                                   | Machinery | 97.35 | 63.64 | 95.53 |       |
| SSD                                                               | Person    | 99.21 | 61.88 | 90.45 | 76.56 |
|                                                                   | Tree      | 88.17 | 37.16 | 61.10 |       |
|                                                                   | Pole      | 91.94 | 18.87 | 59.94 |       |
|                                                                   | Machinery | 98.99 | 64.90 | 94.78 |       |
| YOLO v8 + EfficientViT                                            | Person    | 98.01 | 95.23 | 98.31 | 94.67 |
|                                                                   | Tree      | 93.43 | 83.92 | 93.33 |       |
|                                                                   | Pole      | 84.88 | 78.91 | 87.54 |       |
|                                                                   | Machinery | 99.20 | 99.11 | 99.51 |       |

98.17%, 远高于其他模型,进一步验证了本文 C2f-ATT 模块和卷积替代块设计对提升特征提取能力的有效性。

3.7 消融试验结果与分析

为验证 SA 注意力机制、SPD-Conv 卷积块改进效果,对改进 YOLO v8 模型进行消融试验,使用参数量、平均精度均值作为模型性能评价指标,结果如表 9 所示。

表 9 消融试验结果  
Tab. 9 Result of ablation test

| SA | SPD-Conv | 参数量                | mAP50/% |
|----|----------|--------------------|---------|
| -  | -        | $3.15 \times 10^7$ | 93.28   |
| -  | ✓        | $3.15 \times 10^7$ | 95.85   |
| ✓  | -        | $3.05 \times 10^7$ | 93.28   |
| ✓  | ✓        | $3.21 \times 10^7$ | 96.95   |

从表 9 可看出,SA 注意力机制和 SPD-Conv 卷积块对改进模型性能的提升均起到了重要作用。未引入 SA 和 SPD-Conv 模块情况下,原始模型平均精度均值为 93.28%。当单独引入 SPD-Conv 时,mAP50 提升至 95.85%,表明该模块在减少信息丢失、提高特征深度以及提升模糊图像识别能力方面效果显著。SA 注意力机制的引入,在精度无明显下降的同时,有效精简了模型结构与计算开销。当同时引入 SA 注意力机制和 SPD-Conv 模块时,模型 mAP50 达到 96.95%,相较于其他消融配置的试验结果,性能提升最为显著。表明 SA 和 SPD-Conv 两者具有良好的互补性,能够协同优化模型对目标的检测能力,从而显著提高模型的整体性能。

综上所述,消融试验结果充分验证了 SA 注意力机制和 SPD-Conv 卷积块在改进 YOLO v8 模型中的有效性,其组合设计为提升复杂场景的目标检

测能力提供了关键支撑。

## 4 结论

(1)提出了一种改进的 YOLO v8 模型(YO-STNet),专注于解决南方非结构化农田环境的障碍物检测问题。通过引入视觉感知模块与深度学习算法相结合,实现了对于真实收获环境中障碍物的高精度检测。

(2)将 SA 注意力模块与 C2f 模块进行了融合,设计了 C2f-ATT 模块,并将其嵌入 YOLO v8 模型的 Layer3 和 Layer4,显著提高了模型在小目标特征

提取上的表现。

(3)在 Layer2 以及 Neck 部分,融入 SPD-Conv 模块。相比于原始卷积块,该方法通过将输入图像的空间维度转换为深度维度,在不丢失信息的前提下增加了特征图深度,从而有效避免了传统步长卷积和池化操作中的信息丢失,保留了更多的细粒度信息。

(4)采用改进 EIou 损失函数替代原 YOLO v8 中的损失函数。EIou 不仅关注交并比,还对预测框和目标框的中心点距离及长宽比差异进行了约束,从而显著提升了模型在边界框回归任务中的精度。

## 参 考 文 献

[1] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1-18.  
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1-18. (in Chinese)

[2] 孟志军,颜丙新,尹彦鑫,等. 非结构农田环境机器视觉障碍物检测方法[J]. 智能化农业装备学报(中英文),2021, 2(2): 1-6, 25.  
MENG Zhijun, YAN Bingxin, YIN Yanxin, et al. Machine vision obstacle detection method in unstructured farmland environment[J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2021, 2(2): 1-6,25. (in Chinese)

[3] 罗锡文,廖娟,胡炼,等. 我国智能农机的研究进展与无人农场的实践[J]. 华南农业大学报, 2021, 42(6): 8-17.  
LUO Xiwen, LIAO Juan, HU Lian, et al. Research progress of intelligent agricultural machinery and practice of unmanned farm in China[J]. Journal of South China Agricultural University, 2021, 42(6): 8-17. (in Chinese)

[4] 兰玉彬,赵德楠,张彦斐,等. 生态无人农场模式探索及发展展望[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 312-327.  
LAN Yubin, ZHAO Denan, ZHANG Yanfei, et al. Exploration and development prospect of eco-unmanned farm modes[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 312-327. (in Chinese)

[5] 成科扬,朱雪森,裴运申,等. 农业自动化机械障碍物检测研究进展[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2023, 44(4): 415-425.  
CHENG Keyang, ZHU Xuesen, PEI Yunshen, et al. Research progress of agricultural automatic machinery obstacle detection [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2023, 44(4): 415-425. (in Chinese)

[6] 万欢,欧媛珍,管宪鲁,等. 无人农机作业环境感知技术综述[J]. 农业工程学报, 2024, 40(8): 1-18.  
WAN Huan, OU Yuanzhen, GUAN Xianlu, et al. Review of the perception technologies for unmanned agricultural machinery operating environment[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(8): 1-18. (in Chinese)

[7] 李佳乐,张建华,王健,等. 数据驱动的农业深度学习方法计量分析[J]. 农业大数据学报, 2024, 6(3): 400-411.  
LI Jiale, ZHANG Jianhua, WANG Jian, et al. Metrological analysis of data-driven deep learning methods for agriculture [J]. Journal of Agricultural Big Data, 2024, 6(3): 400-411. (in Chinese)

[8] 杨昊霖,王其欢,李华彪,等. 基于改进 YOLO v5 的田间复杂环境障碍物检测[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(6): 216-222, 256.  
YANG Haolin, WANG Qihuan, LI Huabiao, et al. Obstacle detection in complex farmland environment based on improved YOLO v5[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(6): 216-222, 256. (in Chinese)

[9] 李邦国,王辉,宋杨,等. 基于无人驾驶小麦收割机立体视觉感知系统[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(9): 244-249.  
LI Bangguo, WANG Hui, SONG Yang, et al. Stereo visual perception system based on unmanned wheat harvester[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 244-249. (in Chinese)

[10] 蔡舒平,孙仲鸣,刘慧,等.基于改进型 YOLO v4 的果园障碍物实时检测方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 36-43.  
CAI Shuping, SUN Zhongming, LIU Hui, et al. Real-time detection methodology for obstacles in orchards using improved YOLO v4[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(2): 36-43. (in Chinese)

[11] 李文涛,张岩,莫锦秋,等. 基于改进 YOLO v3-tiny 的田间行人与农机障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊): 1-8,33.  
LI Wentao, ZHANG Yan, MO Jinqiu, et al. Detection of pedestrian and agricultural vehicles in field based on improved YOLO v3-tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp.): 1-8,33. (in Chinese)

[12] YAN X, CHEN B, LIU M, et al. Inclined obstacle recognition and ranging method in farmland based on improved YOLO v8 [J]. World Electric Vehicle Journal, 2024, 15(3): 104.

[13] 孙月平,孙杰,袁必康,等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量化蟹塘障碍物检测与定位方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(23): 152-163.  
SUN Yueping, SUN Jie, YUAN Bikang, et al. Lightweight crab pond obstacle detection and location method based on

- improved YOLO v5s[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(23): 152 – 163. (in Chinese)
- [14] 郭润兰, 史方青, 范雅琼, 等. 基于卷积神经网络的壁面清洗机器人障碍物检测识别算法[J]. 兰州理工大学学报, 2022, 48(4): 83 – 89.  
GUO Runlan, SHI Fangqing, FAN Yaqiong, et al. Investigation on obstacle detection and recognition of facade cleaning robot based on convolutional neural network[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2022, 48(4): 83 – 89. (in Chinese)
- [15] 李郁峰, 韩肖清, 李琴, 等. 基于双目立体视觉的地面军用机器人障碍物检测[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2022, 43(6): 481 – 487.  
LI Yufeng, HAN Xiaoqing, LI Qin, et al. Obstacle detection of ground military robot based on binocular stereo vision[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition) 2022, 43(6): 481 – 487. (in Chinese)
- [16] 袁文涛, 刘卉, 胡书鹏. 面向自动驾驶拖拉机的农田障碍物识别研究[J]. 农机化研究, 2018, 40(10): 247 – 251.  
YUAN Wentao, LIU Hui, HU Shupeng. Farmland obstacle identification for automatic navigation tractor[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2018, 40(10): 247 – 251. (in Chinese)
- [17] YANG Li, IIDA M, TOMOYA S, et al. Implementation of deep-learning algorithm for obstacle detection and collision avoidance for robotic harvester[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174:105499.
- [18] MAGDA S, MARCIN O, KRYSTIAN S, et al. Obstacle detection system for agricultural mobile robot application using RGB – D cameras [J]. Sensors, 2021, 21(16): 5292.
- [19] XUE Jinlin, CHEN Feng, LI Yuqing, et al. Detection of farmland obstacles based on an improved YOLO v5s algorithm by using CIoU and anchor box scale clustering[J]. Sensors, 2022, 22(5): 1790.
- [20] 薛金林, 程峰, 汪冰清, 等. 基于无效目标滤除的毫米波雷达农田障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 233 – 240.  
XUE Jinlin, CHENG Feng, WANG Bingqing, et al. Method for millimeter wave radar farm obstacle detection based on invalid target filtering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 233 – 240. (in Chinese)
- [21] 尚业华, 张光强, 孟志军, 等. 基于欧氏聚类的三维激光点云田间障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 23 – 32.  
SHANG Yehua, ZHANG Guangqiang, MENG Zhijun, et al. Field obstacle detection method of 3D LiDAR point cloud based on Euclidean clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 23 – 32. (in Chinese)
- [22] 苏伟, 赵晓凤, 张明政, 等. 基于机载激光雷达点云的飞行障碍物提取方法研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 79 – 85, 97.  
SU Wei, ZHAO Xiaofeng, ZHANG Mingzheng, et al. Extracting flying obstacles using airborne LiDAR point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 79 – 85, 97. (in Chinese)
- [23] 牛润新, 张向阳, 王杰, 等. 基于激光雷达的农业机器人果园树干检测算法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(11): 21 – 27.  
NIU Runxin, ZHANG Xiangyang, WANG Jie, et al. Orchard trunk detection algorithm for agricultural robot based on laser radar[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(11): 21 – 27. (in Chinese)
- [24] 孟福军, 岳胜如. 基于 EKF 的农机智能体自主导航算法研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(4): 181 – 186, 221.  
MENG Fujun, YUE Shengru. Research on autonomous navigation algorithm of agricultural machinery agent based on EKF[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(4): 181 – 186, 221. (in Chinese)
- [25] 薛金林, 董淑娴, 范博文. 基于信息融合的农业自主车辆障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 29 – 34.  
XUE Jinlin, DONG Shuxian, FAN Bowen. Detection of obstacles based on information fusion for autonomous agricultural vehicles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 29 – 34. (in Chinese)
- [26] 李忠利, 马理想, 韩冲, 等. 多传感器融合的割草机器人障碍物检测方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(2): 160 – 166.  
LI Zhongli, MA Lixiang, HAN Chong, et al. Obstacle detection method of lawn mowing robot based on multi-sensor fusion [J]. Journal of Jiangsu University (Natural Science Edition), 2024, 45(2): 160 – 166. (in Chinese)
- [27] 江庆, 安东, 韩华宇, 等. 基于激光雷达与 RGB 相机融合的玉米作物行检测算法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 263 – 274.  
JIANG Qing, AN Dong, HAN Huayu, et al. Maize crop row detection algorithm based on fusion of LiDAR and RGB camera [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 263 – 274. (in Chinese)
- [28] 陈斌, 张漫, 徐弘祯, 等. 基于改进 YOLO v3 – tiny 的全景图像农田障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 58 – 65.  
CHEN Bin, ZHANG Man, XU Hongzhen, et al. Farmland obstacle detection in panoramic image based on improved YOLO v3 – tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 58 – 65. (in Chinese)
- [29] ADARSH P, RATHI P, KUMAR M. YOLO v3 – Tiny: object detection and recognition using one stage improved model[C]// 2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS). IEEE, 2020: 687 – 694.
- [30] 杜小强, 李卓林, 马锟宏, 等. 基于空间注意力和可变形卷积的无人机田间障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 275 – 283.  
DU Xiaoqiang, LI Zhuolin, MA Zenghong, et al. UAV field obstacle detection based on spatial attention and deformable convolution[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 275 – 283. (in Chinese)