

引用格式: 朱惠斌, 周淑瑶, 白丽珍, 等. 基于实例分割的田间杂草检测与变量施药控制系统研究[J]. 浙江农林大学学报, 2026, 43(4): 849–857. ZHU Huibin, ZHOU Shuyao, BAI Lizhen, *et al.* Research on field weed detection and variable application control system based on instance segmentation[J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2026, 43(4): 849–857.

## 基于实例分割的田间杂草检测与变量施药控制系统研究

朱惠斌<sup>1</sup>, 周淑瑶<sup>1</sup>, 白丽珍<sup>1</sup>, 方 圆<sup>1</sup>, 李 仕<sup>1</sup>, 李 慧<sup>2</sup>

(1. 昆明理工大学 现代农业工程学院, 云南 昆明 650500; 2. 山东省农业机械科学研究所, 山东 济南 250100)

**摘要:** 【目的】针对西南地区大豆 *Glycine max*-玉米 *Zea mays* 带状复合种植下, 因杂草防控依赖传统粗放施药方式而存在的农药利用率低、药害风险高, 最终导致作物产量与品质下降的问题, 设计一套基于机器视觉的杂草实时检测系统及精准变量施药除草装置。【方法】基于实例分割和机器视觉技术, 构建杂草识别与分级算法, 并结合梯度施药试验确定不同杂草等级的最优施药量, 开发杂草变量施药控制系统, 实现喷药量的精准调控。【结果】模型性能验证结果显示: 改进后的模型准确率提升 1.6 个百分点, 召回率提升 0.2 个百分点, 目标精度提升 1.0 个百分点, 降低了复杂田间环境下作物与杂草漏检、误检概率, 提高了检测精度。田间试验表明: 模型实际检测准确率均超过 90%, 误检率与漏检率低于 5%; 与传统连续粗放式喷药相比本装置省药最高达 53.97%, 表明该装置具有良好的省药性能。【结论】本研究设计的智能施药除草装置显著提升杂草识别与分级准确性, 提高农药利用率并降低环境污染, 为杂草防控提供科学高效的解决方案。图 6 表 5 参 25

**关键词:** 杂草识别; 深度学习; 实例分割; 精准施药; 控制系统

中图分类号: S24 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2026)04-0849-09

## Research on field weed detection and variable application control system based on instance segmentation

ZHU Huibin<sup>1</sup>, ZHOU Shuyao<sup>1</sup>, BAI Lizhen<sup>1</sup>, FANG Yuan<sup>1</sup>, LI Shi<sup>1</sup>, LI Hui<sup>2</sup>

(1. College of Modern Agricultural Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan, China; 2. Shandong Academy of Agricultural Machinery Sciences, Ji'nan 250100, Shandong, China)

**Abstract:** [Objective] Aiming at the problem of low pesticide utilization and high risk of drug damage, which ultimately lead to the decline of crop yield and quality under the soybean (*Glycine max*) and corn (*Zea mays*) intercropping mode in Southwest China due to the reliance on the traditional rough application method for weed prevention and control, a set of real-time weed detection system based on machine vision and a precise variable application weed control device is designed. [Method] Based on instance segmentation and machine vision technology, this study constructed a weed identification and classification algorithm, and combined with the gradient application test to determine the optimal application rate of different weed classes, developed a weed variable application control system, and realized the precise regulation of spraying rate. [Result] The model performance evaluation results demonstrate that the improved model achieved a 1.6 percentage point increase in accuracy, a 0.2 percentage point improvement in recall rate, and a 1.0 percentage point enhancement in target precision. This reduced the probabilities of missed and false detection of crops and weeds in complex field

收稿日期: 2025-10-23; 修回日期: 2026-04-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52265033); 云南省自然科学基金项目 (202401AS070115); 贵州省科技计划项目 (黔科合重大专项字〔2024〕004); 中国烟草总公司贵州省公司科技计划项目 (2024XM20)

作者简介: 朱惠斌 (ORCID: 0009-0001-3417-9964), 教授, 博士生导师, 从事山丘区保护性耕作技术与装备研究。E-mail: [hbzhu113@163.com](mailto:hbzhu113@163.com)。通信作者: 白丽珍 (ORCID: 0009-0000-3587-5876), 高级实验师, 从事智慧农业生产技术与装备研究。E-mail: [izhbai@163.com](mailto:izhbai@163.com)

environments while improving detection accuracy. Field trials showed that the model's actual detection accuracy consistently exceeded 90%, with both false detection and missed detection rates below 5%. Compared to traditional continuous extensive pesticide spraying, this device achieved up to 53.97% pesticide savings, highlighting its superior efficiency in reducing chemical usage. [Conclusion] The intelligent application of weed control device significantly improves the accuracy of weed identification and classification, improves the pesticide utilization rate and reduces environmental pollution, and provides a scientific and efficient solution for weed prevention and control. [Ch, 6 fig. 5 tab. 25 ref.]

**Key words:** weed identification; deep learning; instance segmentation; precision application; control system

中国在农业技术改革中存在粮食需求增长与质效提升的结构性矛盾<sup>[1]</sup>, 耕地有限、土地利用率低及生产成本高等是制约粮食增产提质的主要因素。大豆 *Glycine max*-玉米 *Zea mays* 带状复合种植作为高效利用光热资源、提升土地产出率的关键模式, 对稳粮增产和区域农业发展至关重要。然而, 宽行种植模式下较大的行间距增加了行间光照透射率, 导致杂草与作物激烈竞争养分空间、传播病虫害, 严重威胁作物的生长发育、产量与品质<sup>[2-3]</sup>。虽然化学除草是大面积快速控草的有效手段, 但普遍采用的连续喷药方式存在施药过量及潜在药害风险等问题<sup>[4]</sup>。因此, 本研究旨在设计一套基于机器视觉的杂草实时检测系统及精准变量施药除草装置。

近年来, 杂草识别与变量喷药技术已成为国内外学者的研究热点。在杂草识别方面, 已有研究采用 YOLO、Faster R-CNN 等检测模型<sup>[5-7]</sup> 在轻量化与检测精度上取得进展, 但基于边界框的定位方式对作物-杂草形态相似区域分辨能力不足, 容易产生误检和漏检现象。在变量施药方面, 传感器与喷药装置的集成<sup>[8-10]</sup> 以及机器视觉与智能平台融合<sup>[11]</sup> 在作业精度上表现良好, 但在动态响应、环境适应性和智能决策等方面仍存在不足。为此, 本研究提出融合实例分割技术的像素级杂草识别方法并设计分区变量除草施药控制系统, 构建适配大豆-玉米带状复合种植的智能除草装置。

## 1 杂草识别与分级模型构建

### 1.1 增强数据集建立

于昆明理工大学保护性耕作试验田采集图像建立数据集。试验田种植模式为大豆玉米带状复合种植(大豆:玉米=2:2, 行数比), 种植品种分别为大豆‘中黄 57’‘Zhonghuang 57’和玉米‘红单 6 号’‘Hongdan 6’。于 2024 年 3 月—2025 年 3 月禾本科 Poaceae 杂草最旺盛的玉米三叶期与大豆幼苗期, 在不同天气和 2 个时段(08:00—10:00 和 13:00—17:00)的自然光条件下, 利用 DW1600 工业相机, 采集 1 132 幅玉米-大豆-杂草复杂背景下幼苗行不同杂草密度的原始图像, 图像分辨率为 1 920×1 080。为了模拟实际作业场景, 在温室大棚与大田环境中拍摄角度与作物杂草面呈 30°~90°(正视、侧视、俯视)不同方位, 以全面捕捉杂草-作物不同位置和形态特征。

为模拟实际田间环境复杂的光照、视角变化, 本研究采取添加随机噪声、调整图像亮度、翻转图像等 3 种方式对原始数据集进行增强<sup>[12-14]</sup>。如图 1 所示: 添加随机噪声模拟图像传感器实际作业过程中遇到的干扰信号; 调整图像亮度模拟不同时段的光照变化; 水平、垂直、对角线翻转图像模拟实际作业过程中不同视角识别作物与杂草特征。通过增强处理将原始的 1 132 幅图像扩展到 11 320 幅。

### 1.2 杂草特征提取与识别算法优化

幼苗期作物与杂草在外形特征高度相似, 且杂草识别还面临识别目标小、分布密集、互相遮挡、光照干扰等问题, 导致传统算法识别准确率显著下降<sup>[15]</sup>。因此, 从主干网络、特征提取和后处理方面对传统实例分割模型进行优化, 提出一种适用于大豆玉米带状复合种植下杂草检测 AttCSPNet (Attention CSPDark Network) 模型。首先, 在骨干网络中引入轻量化 CSP 结构与坐标注意力(CA)机制, 通过跨阶段特征传递与空间位置编码增强特征整合能力, 提升模型对目标的感知精度<sup>[16]</sup>; 其次, 在特征提取中嵌入基于深度可分离卷积的自适应融合策略, 抑制特征冗余, 强化对边缘与纹理等判别性特征的提取, 提升小目标在复杂背景中的辨识度<sup>[17]</sup>; 最后, 采用并行化非极大值抑制算法减少目标遮挡导致的重复框,

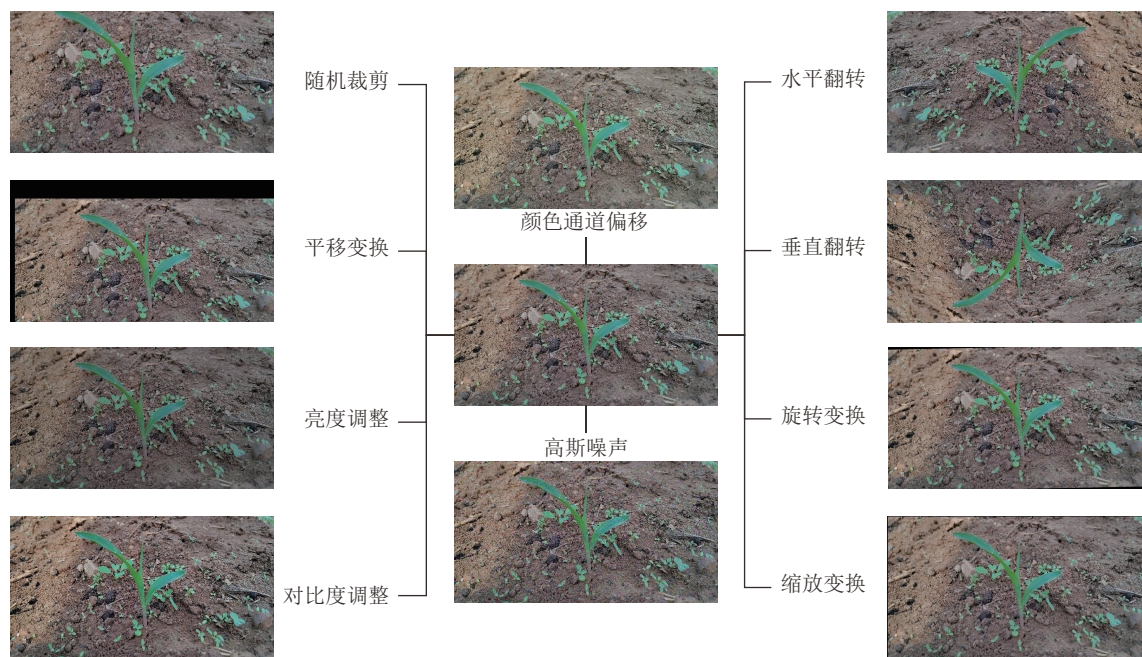


图 1 数据集增强

Figure 1 Dataset augmentation

提升推理效率与检测结果的清晰度<sup>[18]</sup>。

### 1.3 分级算法

由于复合种植环境下杂草的时空异质性特征，需要通过智能分级算法在实际工作环境下实时分析田间杂草的分布和密度，精确计算杂草覆盖率并精准分级，为后续精准施药系统及时提供科学的决策基础。

测量大豆、玉米的行距、株距 (精度为 1 mm)，并计算相应的种植密度参数。基于实测的作物空间分布数据，参照农业农村部办公厅发布的《转基因耐除草剂玉米大豆田杂草防治药效试验准则》中的相关技术标准，制定杂草覆盖率的分级评价体系。

分级算法是通过计算杂草覆盖率，将掩码信息转化为量化的密度等级，并根据杂草分级标准输出杂草等级 (图 2)。具体流程如下：AttCSPNet 模型输出检测框和分割掩码，识别并分割出杂草区域；通过类别过滤的方式，从模型输出中提取 s\_weed 或 m\_weed 类别的掩码，采用形态学运算进行后处理，合并为总杂草区域；将合并后的掩码转换为二值图像，其中杂草区域设置为白色像素 (像素值设为 255)，其他作物与土壤背景等信息设置为黑色区域 (像素值设为 0)。计算白色像素占比，得出杂草覆盖率 (S)。

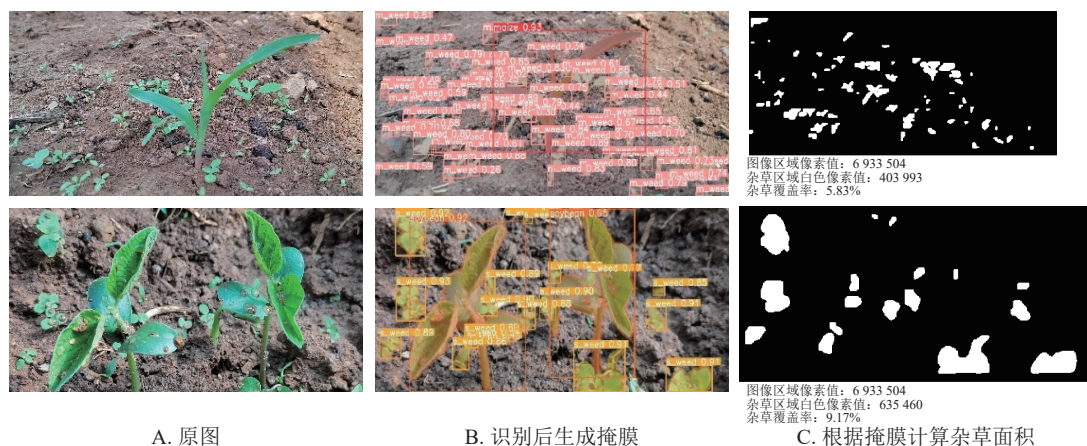


图 2 分级算法过程图

Figure 2 Hierarchical algorithm process diagram

## 2 分区变量施药系统设计

### 2.1 系统工作原理

分区变量施药系统主要由杂草图像获取与识别模块、分区变量施药控制模块、平均流量检测模块、供药模块等组成<sup>[19]</sup>。除草装置开始作业时,由上位机完成与工业摄像头的串口通信,进行种植带内的图像采集;运行 AttCSPNet 模型识别作物与杂草,启动分级算法计算杂草面积占比,完成杂草分级;将获得的作物类别以及杂草等级显示于上位机界面,提示打开的除草剂类别,完成分区施药任务;同时通过串口通信协议发至下位机,由下位机获得的不同种植带对应的杂草等级选择相应的模拟信号,调整电磁阀的开度,实现分区施药除草作业下的变量施药。

### 2.2 系统硬件设计

本研究搭建的智能除草装置(图3)由实时检测系统、移动底盘装置及施药执行模块构成。实时检测系统采用 IMX586 锐尔威视工业级摄像头收集田间数据,提出的 AttCSPNet 模型实时识别田间作物与杂草并分级,选定大豆或玉米专用除草剂。移动底盘装置由 24 V 电源、车轮、置物板、机架等组成,满足复杂农田地形下稳定行进的要求。施药执行模块由计算机、单片机、药箱、泵、电磁阀、流量计等组成,通过 STM32F103 单片机整合杂草实时检测系统数据后, PWM 模块生成控制电磁阀信号调控施药量。

### 2.3 系统软件设计

**2.3.1 单片机开发环境搭建** 开发环境选择 Keil uVision5 和 STM32CubeMX,使用 C 语言进行软件程序开发,采用模块化设计方法,将各功能模块独立开发、逐步调试,确保各模块之间接口清晰、功能协同,便于后续功能扩展和维护。

**2.3.2 通信协议** 基于系统硬件组成,结合大田喷药作业需求,变量喷药系统采用上位机和下位机协同工作的方案<sup>[20]</sup>,采用基于 UART 的串口通信协议完成上位机与下位机之间的实时通信,固定帧结构中包含作物类型、杂草等级等关键指令信息。协议设定 115 200 bps 波特率,通过异或校验与重传机制确保数据传输的可靠性。上位机利用工业摄像头和改进的 AttCSPNet 模型实时采集并分析田间图像,在完成杂草识别与分级后,以作物标签作为分区施药的判断依据,将根据图像生成的杂草覆盖率数据封装为数据帧发送至下位机;下位机 STM32F103 解析指令并生成对应 PWM 信号以控制电磁阀开度,实现按需施药。该协议结构简洁、响应迅速(<50 ms)、抗干扰性强。

**2.3.3 上位机与下位机的协同控制流程** 基于分层控制与模块化设计思想,本系统控制流程划分为上位机的智能感知决策层与下位机的精准执行层,通过串行通信协议协同工作,构成闭环控制系统。上位机部分进行系统初始化并通过 PySerial 检测串口连接,确保工业相机与串行通信端口就绪,先调用 OpenCV 库函数对田间作物与杂草的图像进行实时采集,将图像传输给模型进行尺寸归一化,获取作物类别及其对应的边界框与掩膜数据。为保证杂草面积检测的准确性,掩膜会还原至原图尺寸,通过二值化提取杂草面积,计算像素面积及占比。上位机程序根据结果进行决策:若未识别有效作物目标,则生成特殊指令,标志无有效施药区域;若成功识别,则提取“s\_weed”或“m\_weed”类别的掩膜,通过像素计算杂草覆盖率。最后,系统将作物类型与杂草覆盖率通过通信协议封装成数据帧,通过 UART 串口发送至下位机,完成视觉信息到控制指令的转化。下位机作为系统执行单元,主程序初始化后持续监听并解析串口数据,将杂草覆盖率映射为模拟电压控制信号,该映射关系公式如下:

$$V_{\text{out}} = \begin{cases} 0, & \text{未识别有效作物;} \\ 1.6, & 2.6\% \leq S \leq 10.0\%; \\ 2.4, & 10.1\% \leq S \leq 35.0\%; \\ 3.3, & 35.1\% \leq S \leq 100.0\% \end{cases} \quad (1)$$

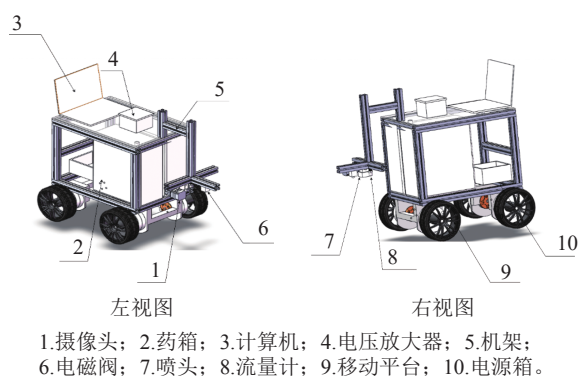


图3 除草装置示意图

Figure 3 Schematic diagram of the weed control device

式 (1) 中： $V_{out}$  为模拟电压控制信号， $V$ ； $S$  为杂草覆盖率。

利用 STM32 的定时器根据此映射关系配置生成对应的 PWM 波形，通过调整占空比实现模拟电压的动态控制输出，经电路转换后驱动电磁比例阀，实现开度的精确控制。当下位机解析到上位机发送的“未识别到有效作物”指令或接收到的数据异常时，会强制将输出电压设置为 0 V，避免喷头误动作，保障施药作业安全。

3 检测试验

3.1 材料与方法

3.1.1 模型检测试验 以 YOLOv8 为基准模型，添加不同的模块进行消融试验验证模型改进后性能，并利用改进后的模型进行田间杂草检测试验。通过准确率反映模型精准区分目标的能力；召回率反映模型杂草漏检控制能力；平均精度反映模型在不同作物下杂草类别的整体识别能力<sup>[21-22]</sup>。

3.1.2 田间试验 ①除草装置。本研究搭建的大豆玉米带状复合种植除草装置如图 4 所示。将分区变量施药控制系统搭建在四轮驱动底盘上，经过实地测量相机布置高度为 50 cm；四轮驱动底盘通过左右轮差速实现转向，以满足田间低速小半径调头与行间微调需求；结合大豆行距 30~50 cm、玉米行距 50~70 cm 的农艺条件，装置轮距取 40~50 cm，保证车轮沿行间通过并降低压苗风险。将单片机、电磁阀、电源等部件进行电路连接构成药液控制系统；将药箱、电磁阀、流量计和喷头等进行管路连接，构成药液传输系统。药箱作为施药模块重要部件，选用去除喷头的科麦斯电动喷雾器作为药箱，容量为 18 L，平均流量经测量为  $3.8\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$ ，喷头类型为扇形喷头，工作压力 0.1 MPa，喷幅为 1.2 m。在田间环境下，对大豆种植带与玉米种植带中的作物和杂草进行实时检测，完成连续喷药流程并记录试验数据。



图 4 大豆玉米间套复种除草装置  
Figure 4 Soybean and corn intercropping weeding device

②分区变量施药除草剂及用量。考虑到除草装置在施药过程中存在延时问题，影响杂草检测系统实时检测与施药系统执行协同性。若控制系统频繁切换信号量，易导致系统输出失稳，降低除草装置施药安全性并诱发作物药害风险，所以将实际田间杂草密度等级进行划分：微量 (1~2 级，0~2.5%)，轻度 (3~4 级，2.6%~10.0%)，中度 (5~6 级，10.1%~35.0%)，重度 (7~9 级，35.1%~100.0%)。根据全国农业技术推广服务中心印发的《2024 年大豆玉米带状复合种植田杂草防治技术指导意见》以及田间杂草的实际生长情况，选用不同除草剂的种类、混合比对轻度、中度、重度杂草密度等级在试验田开展梯度施药试验，如表 1 所示。每次重复 3 次处理，兑水量为  $450\text{ L}\cdot\text{hm}^{-2}$ ，背负式电动喷雾器喷头高度保持在距离作物顶端 30~40 cm 处。

表 1 不同种植带除草剂种类、配比及施药量

Table 1 Herbicide species and ratio of different planting belts

| 种植带   | 编号 | 除草剂          | 体积比  | 施药量/( $\text{L}\cdot\text{min}^{-1}$ ) |          |          |
|-------|----|--------------|------|----------------------------------------|----------|----------|
|       |    |              |      | 轻度(3~4级)                               | 中度(5~6级) | 重度(7~9级) |
| 大豆种植带 | ①  | 精喹禾灵+乙羧氟草醚   | 4:3  | 0.65                                   | 1.80     | 3.00     |
|       | ②  | 高效氟吡甲禾灵+灭草松  | 1:1  | 1.15                                   | 2.45     | 3.40     |
|       | ③  | 精吡氟禾草灵+乙羧氟草醚 | 3:2  | 1.75                                   | 2.90     | 3.80     |
| 玉米种植带 | ①  | 苯唑草酮+灭草松     | 1:10 | 0.65                                   | 1.80     | 3.00     |
|       | ②  | 烟嘧磺隆+氯氟吡氧乙酸  | 2:1  | 1.15                                   | 2.45     | 3.40     |
|       | ③  | 烟嘧磺隆+灭草松     | 1:2  | 1.75                                   | 2.90     | 3.80     |

施药后第7天调查杂草死亡情况以及药害情况,记录各试验点内存活杂草的数量计算杂草密度降低的百分比、施药后作物叶片是否出现黄化、焦枯等症状评估施药过程中作物是否受到药害,确保施药方案的安全性<sup>[23-24]</sup>。通过公式计算防治效果与受害率,确定不同杂草密度等级下安全施药量范围<sup>[25]</sup>。

防治效果( $E$ )计算公式如下:

$$E = \frac{(N_{CK} - N_{PT})}{N_{CK}} \times 100\%。 \quad (2)$$

式(2)中: $E$ 为防治效果; $N_{CK}$ 为处理前处理区杂草株数; $N_{PT}$ 为处理区残存杂草株数。

受害率( $X$ )计算公式如下:

$$X = \frac{\sum_{i=1}^M (N_i \times S_i)}{T \times M} \times 100\%。 \quad (3)$$

式(3)中: $X$ 为受害率; $N_i$ 为受害等级为 $i$ 的植株数; $S_i$ 为第 $i$ 级对应的级别值; $T$ 为总株数; $M$ 为最高级别值。

施药量计算公式如下:

$$D = \frac{D_{all}}{t} \times 0.06。 \quad (4)$$

式(4)中: $D$ 为施药量, $L$ ;  $D_{all}$ 为用药量, $L$ ;  $t$ 为施药时间, $\text{min}$ 。

在大田选取2个 $50\text{ m}^2$ 区域启动除草装置以 $0.3\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 匀速行走,在传统施药模式下用流量计记录传统施药量;在变量施药模式下记录行驶过的不同杂草等级区域面积和装置通过区域的实际施药时间,计算变量施药量。省药率计算公式如下:

$$A = \left(1 - \frac{C_i t_i}{C}\right) \times 100\% \quad (i = 1, 2, 3. 1. 轻度, 2. 中度, 3. 重度)。 \quad (5)$$

式(5)中: $A$ 为省药率; $C$ 为传统施药量; $C_i$ 为不同杂草区域变量施药量; $t_i$ 为不同杂草区域通过时间。

以省药率作为变量喷药系统的评价指标,对大豆种植带和玉米种植带在不同杂草密度等级下实际作业的变量施药效果进行分析。

## 3.2 结果与分析

**3.2.1 模型检测结果** 改进后的Base+SCConv+CA模型结果如表2所示:Base+SCConv+CA组合取得了最佳性能,体现了特征增强与冗余压缩的协同优势。准确率提升1.6个百分点,召回率提升0.2个百分点,目标精度提升1.0个百分点,表明改进后模型杂草识别能力提升,分割精度及预测结果的准确性优于对比模型,具有良好的鲁棒性和泛化能力,可以完成大豆、玉米和杂草的识别任务。性能对比如图5所示。

改进后模型进行田间杂草检测结果如表3所示,图像检测结果如图6所示。田间试验结果表明:随着杂草密度等级由轻度向重度增加,杂草识别模型的检测准确率呈现一定程度下降,但在大豆种植带和玉米种植带下整体检测准确率仍保持在90%以上,误检率和漏检率均在5%以下,表明模型在复杂田间环境中具有较好的稳定性和实用性。模型在高密度杂草场景下性能下降,主要与杂草目标空间分布密集、相互遮挡加剧以及作物与杂草形态特征高度相似有关。一方面,SCConv模块在进

表2 消融试验结果

| 模型             | 准确率/% | 召回率/% | 平均精度/% | 参数量/<br>MB |
|----------------|-------|-------|--------|------------|
| Baseline       | 89.2  | 90.3  | 93.8   | 4.21       |
| Base+SCConv    | 89.5  | 89.0  | 94.0   | 4.20       |
| Base+C2f+CA    | 90.1  | 89.8  | 94.3   | 3.27       |
| Base+SCConv+CA | 90.8  | 90.5  | 94.8   | 4.22       |

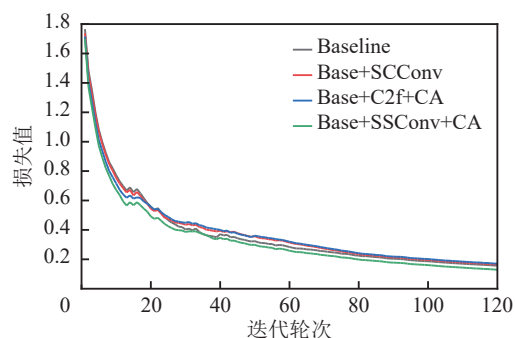


图5 性能对比图

Figure 5 Performance comparison chart

行空间特征重建和冗余压缩时，可能对密集遮挡区域中部分弱特征产生抑制作用，导致部分杂草实例在特征层面被削弱；另一方面，CA 注意力机制在目标高度重叠区域中，由于坐标信息相互干扰，容易出现注意力分散现象，从而降低对相邻杂草目标的区分能力。尽管在高密度杂草条件下识别性能有所下降，但模型在推理速度、识别精度与误检控制之间保持了较好的平衡，能够满足田间实时检测与变量施药作业对稳定性和响应速度的要求，说明该模型在实际农业应用场景中具有较强的鲁棒性。

3.2.2 不同除草剂不同平均流量下的防治效果和受害率 针对大豆-玉米种植带不同杂草密度，设置梯度施药流量与 3 组除草剂复配处理，测定各处理的杂草防治效果与作物受害率，筛选各田间场景的最优施药方案。结果显示：处理②在各场景下综合表现最优：玉米种植带内，轻度区  $1.75\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$  流量下防效 88.45%、无药害，中度区  $2.90\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$  流量下防效 96.33%、无药害，重度区  $3.00\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$  流量下防效 95.21%、无药害；大豆种植带内，轻度区  $1.75\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$  流量下防效 85.18%、无药害，中度区  $2.90\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$  流量下防效 98.45%、无药害，重度区  $3.00\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$  流量下防效 96.35%、无药害。其余处理组合防效普遍偏低，且多伴随不同程度药害，为验证变量施药策略的稳定性，对不同杂草等级下的核心指标开展统计显著性分析。

如表 4 所示：防治效果在不同杂草密度等级间差异不显著，且防治效果均为 80% 以上，表明变量施药策略在不同杂草等级下均能够保持较为稳定的防治效果；作物受害率整体处于较低水平，不同杂草密度等级间差异不显著，表明变量施药在不同杂草等级下并未显著增加作物药害风险，具有良好的作物安全性。省药率为基于施药量计算得到的工程评价指标，未作为重复试验统计变量进行显著性检验，仅用于评价变量施药与传统施药在用药量上的差异。

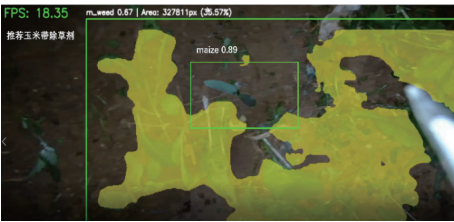
根据试验结果，大豆种植带与玉米种植带分区变量施药量在轻度、中度和重度场景下分别为  $1.75$ 、 $2.90$  和  $3.00\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$ ，而在传统连续施药作业情况下，施药平均流量达  $3.80\text{ L}\cdot\text{min}^{-1}$ 。田间试验结果显示 (表 5)：基于杂草分级的分区变量施药策略在保证防治效果 80% 以上和作物安全生长的前提下，可显著降低除草剂使用量，整体省药率达到 21.15%~53.97%。可见，利用杂草空间分布差异实施差异化施药，是提高农药利用率、降低施药冗余的重要手段。

4 讨论与结论

本研究设计了一种改进的深度学习模型结合动态变量施药技术的智能除草装置，能实现作物与杂草

表 3 作物与杂草检测结果

| Table 3 Crop and weed test results |      |         |       |       |    |
|------------------------------------|------|---------|-------|-------|----|
| 作物带                                | 杂草等级 | 检测准确率/% | 误检率/% | 漏检率/% | 帧率 |
| 大豆种植带                              | 轻度   | 98.39   | 0.81  | 0.80  | 16 |
|                                    | 中度   | 96.63   | 1.67  | 1.70  | 15 |
|                                    | 重度   | 92.23   | 4.09  | 3.68  | 15 |
| 玉米种植带                              | 轻度   | 98.19   | 1.11  | 0.80  | 17 |
|                                    | 中度   | 94.51   | 2.77  | 2.72  | 16 |
|                                    | 重度   | 90.21   | 4.99  | 4.58  | 19 |



玉米带检测情况



大豆带检测情况

图 6 图像检测结果

Figure 6 Image detection result

表 4 不同杂草密度等级下防治效果与作物受害率统计分析结果

| Table 4 Control efficacy and crop damage rate under different weed density levels |      |       |      |        |         |          |       |
|-----------------------------------------------------------------------------------|------|-------|------|--------|---------|----------|-------|
| 指标                                                                                | 杂草等级 | 平均值   | 标准差  | 变异系数/% | 方差齐性检验P | 单因素ANOVA |       |
|                                                                                   |      |       |      |        |         | F        | P     |
| 防治效果/%                                                                            | 轻度   | 81.99 | 2.77 | 3.38   | 0.087   | 0.785    | 0.498 |
|                                                                                   | 中度   | 87.72 | 9.29 | 10.59  |         |          |       |
|                                                                                   | 重度   | 88.17 | 6.48 | 7.35   |         |          |       |
| 受害率/%                                                                             | 轻度   | 0.43  | 0.40 | 93.02  | 0.189   | 0.860    | 0.469 |
|                                                                                   | 中度   | 0.85  | 0.73 | 85.88  |         |          |       |
|                                                                                   | 重度   | 1.34  | 1.21 | 90.30  |         |          |       |

说明：使用 SPSS 统计分析，n=3。

的精准识别、分级及差异化施药。优化后模型平均精度达到 94.8%。利用杂草分级算法结合田间预试验确定的除草剂平均流量范围,控制施药量实现轻、中、重度杂草区域的差异化施药。田间试验表明:装置省药率最高达 53.97%,提高农药利用率,降低药害风险。

与现有基于 YOLO、Faster R-CNN 等目标检测方法相比,实例分割能够提供像素级区域信息,在大豆-玉米带状复合种植条件下,对作物与杂草形态相近、分布密集及相互遮挡等情况表现出更好的区分能力。已有变量施药研究多集中于喷量调控或对靶喷雾,对复杂田间环境下识别、分级与施药协同控制的研究相对较少。本研究将杂草识别、覆盖率分级与分区变量施药结合,在保证防治效果和作物安全性的同时取得了较好的节药效果。需要指出的是,本研究数据来源和杂草类型仍较有限,模型对不同区域、不同作物组合的适应性尚需进一步验证,复杂光照和地形条件下的长期作业稳定性也有待考察;此外,当前施药策略主要基于预设阈值,动态自适应能力仍有提升空间。

## 5 参考文献

- [1] 邵阳,杨忍,安悦.中国粮食生产空间演变及其影响因素[J].农业工程学报,2025,41(15):265–277. SHAO Yang, YANG Ren, AN Yue. Grain production spatial evolution and its influencing factors in China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2025, 41(15): 265–277.
- [2] ROCHA J H T, GONÇALVES J L D M, GAVA J L, *et al.* Forest residue maintenance increased the wood productivity of a *Eucalyptus* plantation over two short rotations[J]. *Forest Ecology and Management*, 2016, 379: 1–10. DOI: 10.1016/j.foreco.2016.07.042.
- [3] 魏建霞.大豆玉米带状复合种植技术及病虫害防治[J].农业开发与装备,2022(8):227–229. WEI Jianxia. Strip compound planting technology of soybean and corn and its control of diseases, pests and weeds[J]. *Agricultural Development & Equipments*, 2022(8): 227–229. DOI: 10.3969/j.issn.1674-5329.2025.06.022.
- [4] 王蓓,何雨,吴蓉,等.杂草稻生物学特性、发生与防控研究进展[J].浙江农林大学学报,2019,36(5):1028–1036. WANG Bei, HE Yu, WU Rong, *et al.* Research progress on biological characteristics, occurrence and control of *Oryza sativa* f. *spontanea* [J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2019, 36(5): 1028–1036.
- [5] 王冠,王建新,孙钰.面向边缘计算的轻量级植物病害识别模型[J].浙江农林大学学报,2020,37(5):978–985. WANG Guan, WANG Jianxin, SUN Yu. Lightweight plant disease recognition model for edge computing[J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2020, 37(5): 978–985. DOI: 10.11833/j.issn.2095-0756.20190595.
- [6] 郭柏璋,牟琦,冀汶莉.融合注意力机制的YOLOv5深度神经网络杂草识别方法[J].无线电工程,2023,53(12):2771–2782. GUO Baizhang, MOU Qi, JI Wenli. YOLOv5 deep neural network weed recognition method incorporating attention mechanism[J]. *Radio Engineering*, 2023, 53(12): 2771–2782. DOI: 10.3969/j.issn.1003-3106.2023.12.006.
- [7] MESÍAS-RUIZ G A, PEÑA J M, de CASTRO A I, *et al.* Cognitive computing advancements: improving precision crop protection through UAV imagery for targeted weed monitoring[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(16): 3026. DOI: 10.3390/rs16163026.
- [8] 孙文峰,刘海洋,王润涛,等.基于神经网络整定的PID控制变量施药系统设计与试验[J].农业机械学报,2020,51(12):55–64,94. SUN Wenfeng, LIU Haiyang, WANG Runtao, *et al.* Design and experiment of PID control variable application system based on neural network tuning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(12): 55–64, 94.
- [9] 王润涛,刘瑶,王树文,等.基于模糊控制的车速跟随变量喷雾系统设计与试验[J].农业机械学报,2022,53(6):110–117. WANG Runtao, LIU Yao, WANG Shuwen, *et al.* Design and experiment of speed-following variable spray system based on fuzzy control[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(6): 110–117. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2022.06.011.

表 5 不同种植带下的施药量与省药率

Table 5 Application rate and drug saving rate under different planting belts

| 作物带   | 杂草等级 | 区域面积/m <sup>2</sup> | 作业时间/min | 变量施药量/L | 传统施药量/L | 省药率/% |
|-------|------|---------------------|----------|---------|---------|-------|
| 大豆种植带 | 轻度   | 22.5                | 1.79     | 3.13    | 6.80    | 53.97 |
|       | 中度   | 16.6                | 1.32     | 3.83    | 5.02    | 23.70 |
|       | 重度   | 10.9                | 0.87     | 2.61    | 3.31    | 21.15 |
| 玉米种植带 | 轻度   | 20.8                | 1.65     | 2.89    | 6.27    | 53.91 |
|       | 中度   | 18.3                | 1.45     | 4.21    | 5.51    | 23.59 |
|       | 重度   | 10.9                | 0.87     | 2.61    | 3.31    | 21.15 |

- [10] MURATA H, MASUI S, TSUCHIDA Y. Efficacy evaluation of low-volume concentrate application of pesticides by unmanned aerial vehicle (UAV) using an indoor spraying device[J]. *Applied Entomology and Zoology*, 2024, **59**(2): 103–110. DOI: [10.1007/s13355-023-00858-1](https://doi.org/10.1007/s13355-023-00858-1).
- [11] CHEN Yuli, LIU Zibo, LIN Zhen, *et al.* UAV-UGV cooperative targeted spraying system for honey pomelo orchard[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2024, **17**(6): 22–31. DOI: [10.25165/j.ijabe.20241706.8989](https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20241706.8989).
- [12] 尚文卿, 齐红波. 基于改进 Faster R-CNN 与迁移学习的农田杂草识别算法[J]. *中国农机化学报*, 2022, **43**(10): 176–182. SHANG Wenqing, QI Hongbo. Identification algorithm of field weeds based on improved Faster R-CNN and transfer learning[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2022, **43**(10): 176–182. DOI: [10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2022.10.025](https://doi.org/10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2022.10.025).
- [13] 施武, 袁伟皓, 杨梦道, 等. 一种基于改进 YOLOv8n-seg 的轻量化茶树嫩芽的茶梗识别模型[J]. *江苏农业学报*, 2025, **41**(1): 75–86. SHI Wu, YUAN Weihao, YANG Mengdao, *et al.* A lightweight model for identifying the stalks of tea buds based on the improved YOLOv8n-seg[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2025, **41**(1): 75–86. DOI: [10.3969/j.issn.1000-4440.2025.01.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-4440.2025.01.010).
- [14] 杨凡, 杨博凯, 李荣荣. 基于图像分割和深度学习的人造板表面缺陷检测[J]. *浙江农林大学学报*, 2024, **41**(1): 176–182. YANG Fan, YANG Bokai, LI Rongrong. Surface defect detection technology of wood-based panel based on image segmentation and deep learning[J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2024, **41**(1): 176–182. DOI: [10.11833/j.issn.2095-0756.20230280](https://doi.org/10.11833/j.issn.2095-0756.20230280).
- [15] JIN Xiaojun, CHE Jun, CHEN Yong. Weed identification using deep learning and image processing in vegetable plantation[J]. *IEEE Access*, 2021, **9**: 10940–10950. DOI: [10.1109/ACCESS.2021.3050296](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3050296).
- [16] MO Rongyun, LAI Shenqi, YAN Yan, *et al.* Dimension-aware attention for efficient mobile networks[J]. *Pattern Recognition*, 2022, **131**: 108899. DOI: [10.1016/j.patcog.2022.108899](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.108899).
- [17] HE Junjie, ZHANG Shihao, YANG Chunhua, *et al.* Pest recognition in microstates state: an improvement of YOLOv7 based on spatial and channel reconstruction convolution for feature redundancy and vision transformer with bi-level routing attention[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2024, **15**: 1327237. DOI: [10.3389/fpls.2024.1327237](https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1327237).
- [18] WU Peishu, LI Han, ZENG Nianyin, *et al.* FMD-Yolo: an efficient face mask detection method for COVID-19 prevention and control in public[J]. *Image and Vision Computing*, 2022, **117**: 104341. DOI: [10.1016/j.imavis.2021.104341](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2021.104341).
- [19] 窦汉杰, 翟长远, 王秀, 等. 基于 LiDAR 的果园对靶变量喷药控制系统设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2022, **38**(3): 11–21. DOU Hanyue, ZHAI Changyuan, WANG Xiu, *et al.* Design and experiment of the orchard target variable spraying control system based on LiDAR[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, **38**(3): 11–21. DOI: [10.11975/j.issn.1002-6819.2022.03.002](https://doi.org/10.11975/j.issn.1002-6819.2022.03.002).
- [20] 翟长远, 张焱龙, 邹伟, 等. 基于农药喷施溯源的精准变量喷药监控系统设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2024, **55**(2): 160–169. ZHAI Changyuan, ZHANG Yanlong, ZOU Wei, *et al.* Design and test of precision variable-rate spray monitoring and control system based on pesticide spraying traceability[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, **55**(2): 160–169. DOI: [10.6041/j.issn.1000-1298.2024.02.015](https://doi.org/10.6041/j.issn.1000-1298.2024.02.015).
- [21] RAI N, SUN Xin. WeedVision: a single-stage deep learning architecture to perform weed detection and segmentation using drone-acquired images[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, **219**: 108792. DOI: [10.1016/j.compag.2024.108792](https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108792).
- [22] LI Zhuolin, WANG Dashuai, YAN Qing, *et al.* Winter wheat weed detection based on deep learning models[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, **227**: 109448. DOI: [10.1016/j.compag.2024.109448](https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109448).
- [23] 聂远, 周厚奎, 张广群, 等. 基于增强知识蒸馏的小样本植物病害识别方法[J]. *浙江农林大学学报*, 2025, **42**(4): 667–676. NIE Yuan, ZHOU Houkui, ZHANG Guangqun, *et al.* Few-shot learning for plant disease recognition with enhanced knowledge distillation[J]. *Journal of Zhejiang A&F University*, 2025, **42**(4): 667–676.
- [24] 杨勤元, 王栋, 杨奇, 等. 小麦田禾本科杂草防治药剂筛选[J]. *陕西农业科学*, 2024, **70**(10): 48–51, 72. YANG Qinyuan, WANG Dong, YANG Qi, *et al.* Screening of weed control agents for Poaceae in wheat fields[J]. *Shaanxi Journal of Agricultural Sciences*, 2024, **70**(10): 48–51, 72. DOI: [10.3969/j.issn.0488-5368.2024.10.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.0488-5368.2024.10.010).
- [25] de MOL F, FRITZSCHE R, GEROWITT B. Weed biodiversity and herbicide intensity as linked via a decision support system[J]. *Pest Management Science*, 2025, **81**: 6667–6677. DOI: [10.1002/ps.70019](https://doi.org/10.1002/ps.70019).