

智能精准对靶除草技术与装备研究进展

徐迪娟¹ 黄伟良² 张帅扬³ 徐贺腾¹ 郭辉¹ 曹旻罡¹ 张文静¹

(1. 北京农业职业学院智慧农业工程学院, 北京 102442; 2. 中国农业大学工学院, 北京 100083;
3. 中国农业机械工业协会, 北京 100083)

摘要: 传统大规模化学除草导致农药浪费和环境污染加剧,非精准机械除草存在伤苗率高、效率低等问题,基于图像识别的激光除草等智能精准对靶除草技术成为实现农业绿色可持续发展的关键路径。本文阐述了相关技术“感知-控制-执行”的工作机制与核心模块,结合国内外最新研究进展与典型装备案例,重点剖析了杂草识别、杂草定位、对靶控制与部件执行等关键技术环节。研究结果表明,基于高精度视觉感知与智能决策算法能实现杂草精准识别与定位,并通过激光、机械或喷雾等末端执行器完成高效对靶作业,从而显著降低除草剂依赖、减少作物误伤、提升农田经济效益与生态效益。然而,该技术仍面临专用部件研发滞后、抗干扰与信息融合深度不足、装备成本高昂、技术路线单一化等挑战,制约其规模化应用。同时阐述了未来研究应着力突破的方向,如专用部件设计、提升系统鲁棒性、深化多技术融合、拓展新兴场景应用,以推动智能精准对靶除草产业化发展。

关键词: 智能精准; 杂草识别; 杂草定位; 靶标控制

中图分类号: S224.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2026)20-0172-16

OSID:



Research Progress of Technologies and Equipment for Intelligent and Accurate Target Weeding

Xu Dijuan¹ Huang Weiliang² Zhang Shuaiyang³ Xu Heteng¹ Guo Hui¹ Cao Min'gang¹ Zhang Wenjing¹

(1. School of Smart Agricultural Engineering, Beijing Vocational College of Agriculture, Beijing 102442, China

2. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. China Association of Agricultural Machinery Industry, Beijing 100083, China)

Abstract: Traditional large-scale chemical weeding causes pesticide waste and intensifying environmental pollution, while non-precision mechanical weeding is plagued by defects, including high seedling injury rate and low operation efficiency. Intelligent precision targeted weeding technologies, represented by image recognition-based laser weeding, have thus become a critical pathway for realizing green and sustainable agricultural development. It expounded the “perception – control – actuation” working mechanism and core modules of relevant technologies, and an in-depth analysis of key technical links covering weed identification, weed positioning, targeted control and end-effector actuation was conducted, with reference to the latest domestic and overseas research progress and typical equipment cases. Research findings indicated that high-precision visual perception and intelligent decision-making algorithms supported accurate weed identification and positioning; end effectors of laser, mechanical or spraying types can complete high-efficiency targeted operations. This technical framework can significantly reduce herbicide reliance, lower accidental crop damage, and enhance the economic and ecological benefits of farmland. Nevertheless, the technology was still confronted with challenges such as lagged R&D of dedicated components, deficient anti-interference capacity and insufficient depth of information fusion, high equipment costs, and singular technical routes, which constrained its large-scale application. Furthermore, it clarified priority breakthrough directions for future research, including dedicated component design, system robustness improvement, in-depth multi-technology integration, and expansion of emerging application scenarios, to drive the industrialization of intelligent precision targeted weeding.

Key words: intelligent precision; weed identification; weed positioning; target control

0 引言

杂草是农业生产的关键问题。我国每年受杂草危害土地面积超 $7.3 \times 10^6 \text{ hm}^2$, 直接经济损失超 2 200 亿元, 对粮食产能与生态安全构成双重威胁^[1-2]。传统除草普遍采用“哑铃式”除草方式与非选择性机械作业, 存在农药残留、抗药性加剧、作物损伤及土壤扰动等问题^[3-4], 难以满足现代农业降本增效、绿色低碳的核心需求。

智能精准对靶除草技术通过“感知-控制(决策)-执行”闭环实现对杂草定点清除, 是破解当前除草困境的关键路径。其自动化按需作业模式能有效降低人力、资源等生产成本; 激光等无化学防控技术可避免环境污染^[5], 即便是化学喷雾除草, 精准对靶也能大幅减少农药用量^[6]; 在农艺层面该技术能精准作用于杂草本体, 有效避免对作物幼苗和根系误伤^[7]。该技术尽管潜力显著, 但仍面临诸多挑战。在系统层面, 多源信息融合深度有限, 专用执行部件研发滞后于感知精度提升, 导致闭环瓶颈; 在应用层面, 高精度对靶装备成本高昂, 与小农户为主体的经营模式存在矛盾^[8], 制约了其推广进程。亟需进一步提升智能精准对靶除草各项技术精准性、鲁棒性、协同性及经济可行性。

本文系统梳理智能精准对靶除草技术国内外研究进展, 聚焦“感知-控制(决策)-执行”全链条中关键技术与核心装备, 深入分析不同技术路径的性能与适配场景, 并展望未来发展趋势, 以期为我国对靶除草技术创新与产业化提供参考。

1 精准除草装备国内外研究现状

1.1 国外研究现状

国外智能精准对靶除草技术起步早, 已形成“化学喷雾精准化、物理除草无感化、智能装备集群化”的多元技术体系, 核心优势集中在 AI 视觉与多传感深度融合、作业速度与定位精度协同优化、多场景适配性强等方面, 相关装备已实现全场景商业化落地。

化学喷雾类装备是国外规模化应用最广泛的技术路线。美国 John Deere 公司^[9]2022 年推出 See & SprayTM Ultimate(图 1)。高速工业相机搭配数据中心管理和现场识别终端系统, 实现 200 ms 低延迟闭环, 视觉扫描单元扫描速度超 $195 \text{ m}^2/\text{s}$, 药液空气漂移量可降低 87%, 除草剂用量减少 50% ~ 70%。

物理除草类装备则以无化学残留为核心优势, 主要分为激光热灭活与机械精准切割 2 大方向。激光除草方向以美国 Carbon Robotics 公司^[10]2022 年

推出的 LaserWeeder G2 1200(图 2)为代表, 激光吊杆上配备高分辨率工业相机, 从杂草检测到激光击中目标仅需 150 ms, 单小时作业量 $1.5 \sim 2.5 \text{ hm}^2$, 杂草灭活率超 95%。机械精准除草典型代表为英国 Garford 公司^[11]2024 年迭代升级的 RobocropInRow 智能锄草机(图 3), 能在距作物茎秆仅 8mm 处完成株间锄草, 每秒可处理 6 株作物。



图 1 美国 See & SprayTM Ultimate 喷雾式除草机
Fig.1 American See & SprayTM Ultimate weed sprayer



图 2 美国 LaserWeeder G2 1200 型激光除草机
Fig.2 American LaserWeeder G2 1200 laser weeding machine



图 3 英国 RobocropInRow 智能锄草机
Fig.3 British RobocropInRow weeding machine

国外典型装备的技术参数与场景适配性如表 1 所示。由表 1 可知, 从整体发展特征来看, 国外技术首先呈技术路线多元化特点, 化学、物理除草并行发展, 能根据不同农业需求灵活选择; 其次核心技术成熟化, AI 视觉、多传感融合、低延迟控制已成为主流装备的标配; 国外装备在旱田、果园、温室等场景均实现落地商业化, 并形成“研发-生产-推广”完整产业链。但国外装备仍存在短板, 如高端产品单台成本高, 难以向中小农户普及; 在丘陵、泥泞水田等复杂地形下装备研究也有所欠缺。这些短板也为我国装备研发提供了低成本化、多场景适配的差异化突破空间。

1.2 国内研究现状

我国智能精准对靶除草技术及装备研究与国外已形成的多元化成熟装备体系存在显著差距, 这一差距的形成受多方面核心因素制约。一方面, 面向

表 1 国外智能精准对靶除草典型装备技术参数

Tab. 1 Technical parameters of typical foreign intelligent precision targeted weeding equipment

装备	企业/机构	国家	年份	实物图	适配作物	对靶技术特点
ecoRobotix ARA	ecoRobotix ^[12]	瑞士	2025		单/双子叶作物	4 mm × 4 mm 杂草识别, 局部喷洒精度 6 cm × 6 cm
Solix	Solintec ^[13]	巴西	2025		玉米等大田作物	高分辨率 AI 摄像头, 精准点喷减 95% 除草剂
Greeneye SSP	Greeneye Technology ^[14]	以色列	2025		行播作物	40 f/s 实时处理, 亚毫米级分辨率、识别准确率 95.7%
Maruyama	丸山株式会社 Stereolabs ^[15]	日本、法国	2021		温室和园艺作物	3D 视觉 + YOLO v8 + NVIDIA 计算平台, 定位 ± 2 cm
SwarmBot	SwarmFarm Robotics ^[16]	澳大利亚	2025		可调整以适用各种作物	搭载 275 TOPS, 喷雾 ± 5 cm 对靶
Ekobot WEAI	Ekobot AB ^[17]	瑞典	2024		洋葱、甜菜根、胡萝卜等	定位精度 2 cm, 杂草识别准确率大于 95%
IC – Weeder AI	Steketee ^[18]	荷兰	2025		蔬菜类作物	识别准确率 98.5%, 50 ms 响应、距作物 2 cm 精准除草
Farming GT	TEF Agrifood Network ^[19]	奥地利	2023		60 + 不同作物	识别准确率大于 95%, 机械锄头毫米级精准除草

复杂农田环境的核心算法迭代不足,难以高效区分作物密集、枝叶遮挡或光照波动场景下杂草与作物;另一方面,高端传感器硬件长期依赖进口,而国产传感器在精度、灵敏度及监测实时性上存在明显短板,既推高了精准感知成本,也限制了对靶除草响应效率与可靠性。

同时,国内“眼脑手脚”集成设计与多学科优化方法研究不足,感知-控制(决策)-执行多子系统间协同适配能力弱,难以适应动态场景下鲁棒控制需求。但近年来,在国家农业现代化战略部署及农业绿色低碳发展市场需求的多重驱动下,逐步缩短与

国际先进水平的差距,形成了以激光除草为核心突破方向的技术发展格局。

华工科技^[20]于 2025 年发布国内首台全天时智能激光除草机器人 Laser Weeder,集成自主研发的 AI 视觉识别系统与高性能边缘计算平台,实现 10 ms 级作物与杂草精准区分,识别准确率大于等于 99.5%,精度达 ± 3 mm,除草速度达 3.2 × 10⁵ 株/h,杂草净除率大于等于 95%。

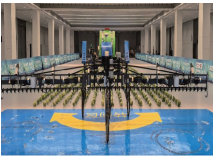
蔚蓝引擎(上海)科技有限公司^[21]推出光耘 C1-T1200SE 型激光除草机器人。结构设计上通过轮距可调设计与快拆式除草作业舱,实现多元作物场景

的快速适配。

国内主流对靶装备技术特点见表 2,我国智能精准对靶除草装备在识别准确率、定位精度及除草净除率等核心技术指标上已跻身国际先进水平。然而,与国外成熟的装备体系相比,国内发展仍存在阶段性差距。技术路线呈单一化特征,研发力量主要聚焦于激光除草领域,而在变量喷雾、机械对靶等关键方向的投入与产品落地相对滞后,尚未形成国外“喷雾-机械-激光”多路径并行发展的格局。国内

研究多复制国外技术路线,缺乏针对我国丘陵地形多样、作物种类复杂、中小农户经营为主等具体国情的差异化与批判性研究,导致装备在实际场景中的适配性不足。现有高端装备高昂的初始购置与维护成本,与我国以小农户为主体、成本承受能力较弱的经营模式之间存在矛盾,形成了技术可行但经济性不足的推广瓶颈。因此,突破成本制约、深化国情适配、拓宽技术路径,已成为推动我国智能精准对靶除草技术从技术跟跑迈向产业领跑的命题。

表 2 国内智能精准对靶除草典型装备技术特点

Tab.2 Characteristics of typical domestic intelligent precision targeted weeding equipment and technologies				
装备	企业/机构	年份	实物图	对靶技术特点
Laser Weeder H32	华工科技 ^[20]	2025		10 ms 完成识别,准确率大于等于 99.5%,配 32 台 240 W 激光,净除率大于等于 95%
光耘 C1-T1200SE	蔚蓝引擎 ^[21]	2025		10 ms 识别,准确率大于等于 98%,杂草清除率大于等于 95%,作物损伤率小于 1%
BZ-MZ01E	八爪智能 ^[22]	2025		100 ms 内识别,除净率大于 95%、伤苗率小于 5%
新一代激光除草机器人	滴翠智能科技 ^[23]	2025		250 W 高功率激光,连续波+脉冲混合双模式速达根系,毫秒级除草
3WYP-160DB 型对靶施药除草机器人	合肥多加农业科技有限公司 ^[24]	2025		1 h 作业 4 hm ² 以上,比传统施药方法节省农药 30%~80%
苜蓿田智能除草机器人	草创中心 ^[25]	2025		单点处理 50 ms,杂草处理速度 40 株/s,清理率超 98%

2 精准对靶感知技术研究现状

2.1 杂草识别技术

杂草识别技术核心目标是通过多维度技术手段实现作物与杂草高效、精准区分,为定位与执行环节提供可靠靶标信息。该技术主要遵循“图像采集-预处理-特征提取-检测分类”的标准化技术流程。

2.1.1 图像预处理技术

通过对图像灰度化、滤波、颜色空间转换、图像增强与形态学操作等一系列标准化技术,可有效抑

制环境干扰,强化目标特征,为特征提取与模型分类提供高质量、标准化的输入数据。

2.1.2 传统机器学习

在深度学习广泛应用前,杂草识别主要运用人工神经网络描述表征杂草多样性,进而能够识别图像中杂草特征。陶涛^[26]、王怀宇等^[27]和白敬等^[28]分别利用随机森林、支持向量机和贝叶斯分类器,使冬油菜与玉米苗期杂草识别准确率达 89.7%、97.33% 和 98.89%,但这类方法依赖人工设计特征,难以适应田间无限多样的特征变化。

2.1.3 目标检测和图像分割模型

在实现像素级分类的卷积神经网络基础上,目标检测、语义分割和实例分割在任务层级上呈1种从粗糙到精细的宏观演进关系,并在各自的路径上优化,以满足不同场景需求。

2.1.3.1 目标检测模型

目标检测模型核心任务是在复杂田间图像中快速、精准地定位并识别出杂草目标,为对靶执行提供“位置-类别”双维度信息。根据技术流程的不同,主要分为一阶段和两阶段2大类检测范式。

一阶段检测器具有推理速度极快的显著优势。Redmon 等^[29]首次提出 YOLO v1 (You only look once)。此后,基于 YOLO 框架的后续改进版本如 YOLO v4、YOLO v5、YOLO v7 及 YOLO v8 等均在田间杂草识别任务中得到了广泛应用^[30-33]。到 2025 年,段盛茂等^[34]基于 YOLO 11n 改进的 CEDL_YOLO 轻量化棉田杂草检测模型,在棉田杂草检测中 mAP 达 94.60%、F1 分数达 92.06%,识别效果如图 4 所示。

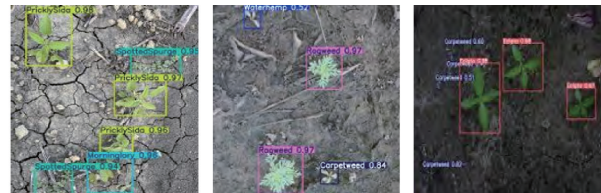


图 4 CEDL_YOLO 模型杂草识别结果

Fig.4 Weed recognition result of CEDL_YOLO model

二阶段检测器遵循先候选后检测的精细流程,首先生成可能包含目标的候选区域,再对这些区域进行精细分类与边框回归。Faster R-CNN 是该路径的里程碑,樊湘鹏等^[35]利用 Faster R-CNN 模型在棉花幼苗及 7 类杂草识别中 mAP 达 94.21%,检测结果如图 5 所示。

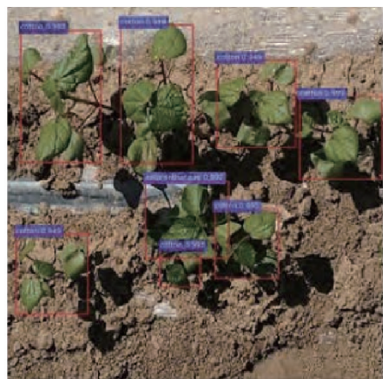


图 5 Faster R-CNN 目标检测模型识别结果

Fig.5 Recognition result of Faster R-CNN target detection model

表 3 为主流目标检测模型核心特性对比。一阶段与二阶段模型抉择,本质上是速度与精度权衡。

随着注意力机制、动态检测头等技术的融合渗透,2 类架构性能边界正逐步模糊,混合式设计(如 YOLACT 的检测-分割协同)或将成为平衡效率与精度的主流路径,推动智能除草系统向自适应场景切换的更高阶形态演进。

表 3 常见目标检测模型原理与优缺点对比

Tab.3 Comparison of principles, advantages and disadvantages of common target detection models

阶段类型	模型	优点	缺点
一阶段	CenterNet	速度较快,结构简洁,部署方便	密集杂草易出现中心点重叠混淆
	YOLO v4	架构奠基,生态成熟	小目标检出受限,遮挡鲁棒性弱
	YOLO v5	GPU 推理速度快,小目标检测提升,部署便捷	遮挡场景鲁棒性弱,动态模糊适应性弱
	YOLO v8	精度与速度平衡性好,重叠目标区分能力好	模型复杂度高,低算力设备适配性差
二阶段	Faster R-CNN	精度高,复杂场景适应性强	计算资源需求大,实时性差

2.1.3.2 语义、实例分割模型

语义分割是一种逐像素预测任务,每个像素会被标注上其所属包围对象或区域的类别。Kumar 等^[36]提出基于 U-Net 迁移学习的语义分割方法用于茄子田杂草识别(图 6),准确率达 96.79%。Fu 等^[37]提出轻量化语义分割模型 DSC-DeepLabv3+,参数量仅为原 DeepLabv3+ 的 5%,玉米地(图 7)推理速度 42.89 f/s, mIoU 达 85.57%,在保证分割精度同时实现轻量化。

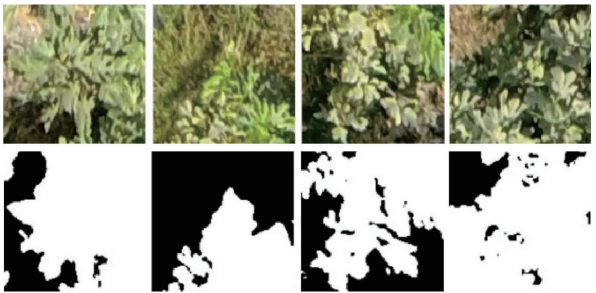


图 6 U-Net-InceptionResNetV2 分割结果

Fig.6 Segmentation result of U-Net-InceptionResNetV2 model

实例分割为语义分割的进阶,单阶段实例分割模型致力于简化流程以提升推理速度,Niu 等^[38]基于 YOLO v8-seg 分割模型在莴苣田杂草检测任务中 mAP@0.5 达 90.15%,推理速度为 63.7 f/s,有效平衡了精度与效率。两阶段实例分割模型遵循“检测优先,分割在后”的精细流程。刘彩红等^[39]基



图 7 DSC - DeepLabv3 + 分割结果

于 Mask R - CNN 实例分割模型在复杂水田中 mAP 达 95.2% ,可精准输出单株水稻与杂草独立像素掩码。

各类语义、实例分割模型在精准除草场景下核心性能指标见表 4。除此之外,两类模型仍需针对田间极端光照、作物株型差异等工况提升鲁棒性,以匹配精准对靶除草实际作业要求。

表 4 常见图像分割模型原理与优缺点对比
Tab.4 Comparison of principles, advantages and disadvantages of common image segmentation models

图像分割类型	模型	优点	缺点
语义分割	U - Net	小样本表现优,分割边界准	大上下文建模弱,高分辨率计算量大
	DeepLab	保留空间信息,复杂场景精度高	易生网格伪影,推理慢
实例分割	Mask R - CNN	分割精度高,同步检测分割;边界清晰	速度更慢,计算资源需求高
	BlendMask	兼顾精度速度;架构简单,中小目标效果好	依赖候选区质量;密集目标一致性弱

2.1.4 注意力机制

注意力机制通过模拟人类视觉选择性注意特性,使神经网络能够动态聚焦于图像中的关键区域。尽管目标检测、图像分割等模型已奠定杂草识别坚实基础,但注意力机制以即插即用模块的形式嵌入主流网络架构,已成为提升模型鲁棒性的核心增效手段。在农业杂草识别领域常用的注意力类型见表 5。

华嘉伟^[40]在改进 YOLO v5s 模型时引入通道注意力模块,通过强化与杂草分生组织相关的特征通道,模型精确率达 96.1% ,mAP@0.5 达 98.4%。徐可等^[41]通过引入 CBAM 模块,在麦田多模态杂草检测中相较于未引入 CBAM 的同等模型提高 8.2 个百分点,较单一 RGB 模态提高 13.1 个百分点,较基础多模态拼接方案(Dual - VGG16)提高 12 个百分点。Hasasneh 等^[42]基于 Vision Transformer (ViT) 自注意力对 9 种杂草识别准确率达 96.9% ,展现了在复杂场景下强大的特征区分能力。

表 5 常见注意力机制类型、核心原理及性能特性对比
Tab.5 Comparison of types, core principles and performance characteristics of common attention mechanisms

机制类别	模型	优点	缺点
通道注意力	SENet、ECA - Net	结构简单,有效提升特征质量	难以捕捉空间位置信息
空间注意力	基础空间注意力	精准定位目标空间分布	对通道间关系建模不足
混合注意力	CBAM、BAM	兼顾特征筛选与空间定位	稍增加模型复杂度和计算量
自注意力	Vision Transformer	强大的长程上下文建模能力	计算复杂度高,对数据量需求大

引入注意力机制产生的额外计算量与内存占用量在边缘设备上可能成为新的瓶颈。更深层的问题是注意力权重会出现过度聚焦。而杂草识别泛化技术有助于解决这一问题。

2.1.5 杂草识别泛化技术

杂草识别泛化技术旨在克服注意力机制等技术可能带来的过拟合问题,同时提升模型在未知场景下适应能力。该领域主要围绕正则化约束和感知迁移 2 大技术路径展开。

正则化技术迫使剩余的神经元学习更具区分性特征,从而防止过拟合现象发生。赵辉等^[43]引入 DropBlock 正则化随机隐藏连续特征区域(图 8),训练-测试准确率差距缩小至 0.26 个百分点,显著抑制了过拟合。

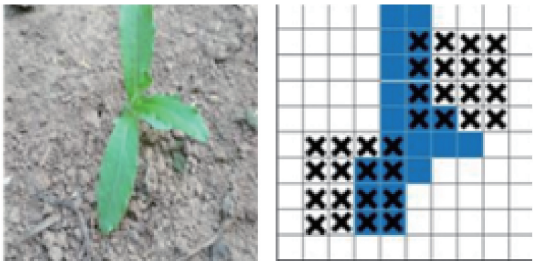


图 8 DropBlock 正则化技术结果

Fig. 8 Result of DropBlock regularization technology

感知迁移技术则通过知识迁移和领域自适应实现模型快速适配。疏雅丽等^[44]在 DCECA - Resnet50 - a 模型训练中采用迁移学习策略,使模型对豌豆田间 4 类杂草识别准确率提至 96.31%。在跨域适配方面,Magistri 等^[45]提出杂草识别语义分割系统的无监督域适应方法,跨地点适配 mIoU 达 72.71% ,跨平台适配相关场景 mIoU 最高达 74.44% ,跨作物适配中同类方法最优 mIoU 达 70.43% ,为杂草识别泛化技术提供实测支撑。

未来泛化技术研究应着力于构建具备“一次训练、多场景适配”能力的鲁棒识别系统,进一步降低

智能除草技术应用成本。

2.1.6 极端环境抗干扰感知技术

表 1、2 中国内外装备“识别准确率不低于 95%”, 但该指标多基于理想实验环境, 与复杂的动态田间环境存在评测基准鸿沟。抗干扰感知技术旨在通过针对性算法与系统设计, 抵消此类环境影响, 确保杂草识别系统在全天候、全地形下精准性与稳定性。

针对阴影干扰问题, Saleh 等^[46]提出 FieldNet 学习框架, 在 ISTD 数据集上结构相似性 (SSIM) 达 0.991, 可有效消除田间复杂光照下阴影干扰, 阴影去除效果见图 9。针对夜间环境, 何小飞^[47]通过多模态图像融合技术结合改进 CNN 算法在多模态融合数据集上 mAP 达 91.7%, 夜间识别效果见图 10。针对雨后等农业复杂场景, 苗中华等^[48]提出基于权重投票控制的杂草检测方案 (图 11), 使杂草识别精度达 98.21%, 错误率降至 1.79%, 错误率较单一算法平均提升 5.71%。在作物与杂草叶片密集交叠的区域, 传统识别方法易失效。王璨等^[49]通过强化重叠区域像素梯度差异, 能清晰区分玉米与杂草个体轮廓 (图 12)。



图 9 FieldNet 去除阴影前后图像结果
Fig.9 Result of images before and after shadow removal by FieldNet

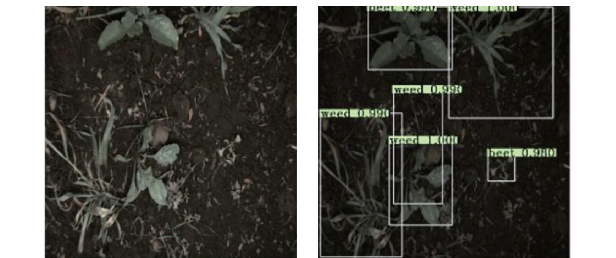


图 10 多模态图像融合夜间识别结果
Fig.10 Night recognition result of multimodal image fusion

极端环境抗干扰感知技术通过阴影去除等针对性方案, 已能有效保障特定极端场景下杂草识别精度。但现有抗干扰模块的线性叠加导致系统复杂度熵增。所以需构建干扰流形统一建模, 即将阴影、遮挡、振动视为图像退化流形上不同采样点, 通过对抗训练学习干扰不变特征。

2.2 杂草定位技术

杂草定位技术核心目标为精准执行单元提供厘

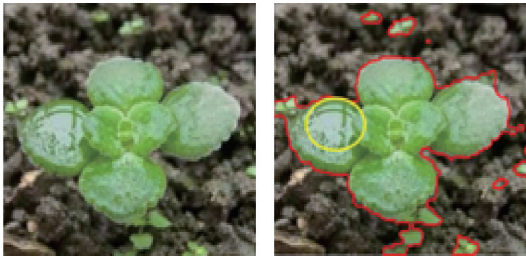
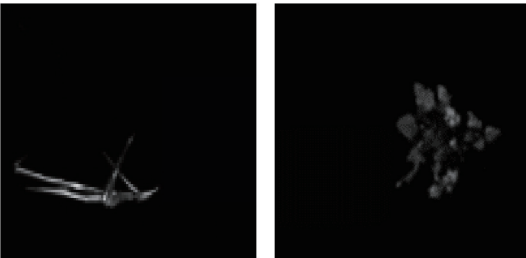


图 11 权重分配算法雨后检测结果
Fig.11 Post-rain detection result of weight assignment algorithm



(a) 分割出的玉米 (b) 分割出的杂草
图 12 作物与杂草重叠场景像素级分割结果
Fig.12 Pixel-level segmentation result of crop and weed overlapping scenarios

米级乃至毫米级的靶标位置依据。

2.2.1 目标检测型定位

目标检测型定位核心逻辑是依托目标检测模型输出的杂草二维边界框信息完成图像像素坐标到田间物理坐标的精准映射。

在温室株间除草场景中, 杨卜^[50]以 Faster R-CNN 模型为基础, 将检测模型输出的作物与杂草边界框中心坐标 (定位效果见图 13)。实际测试中作物检测准确率达 98.09%、杂草检测准确率 93.41%。

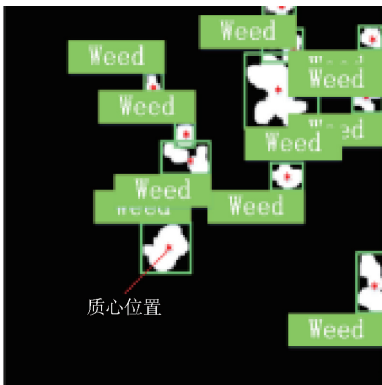


图 13 Faster R-CNN 杂草精准定位结果
Fig.13 Result of Faster R-CNN-based accurate positioning of weeds

在激光除草场景中, 华嘉伟^[40]以 YOLO v5s 模型为基础架构, 通过轮廓检测算法获取杂草边缘信息 (图 14), 再经质心计算输出分生组织的像素坐标。实际测试结果显示, 杂草及分生组织检测精确

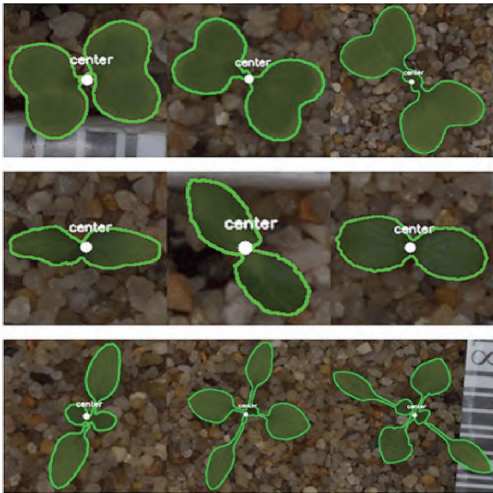


图 14 杂草分生组织定位结果
Fig. 14 Result of weed meristem localization

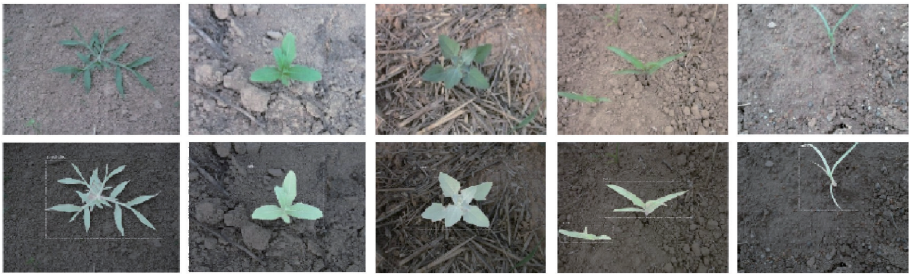


图 15 Mask R-CNN 实例分割结果
Fig. 15 Instance segmentation result of Mask R-CNN model

在边缘计算设备上实时性逐步提升,已成为高精度对靶除草的核心技术。

2.2.3 立体视觉型定位

立体视觉型定位通过多维度视觉感知手段获取杂草三维空间坐标,核心优势在于同步捕捉杂草 Z 轴高度信息。该技术主要依托双目视觉与激光雷达 2 种实现路径。

双目视觉定位通过三角测量法求解目标三维坐标。Qin 等^[52]采用双目相机将 X、Y 方向定位误差分别降至 3.06% 和 2.81%,可精准获取杂草三维坐标(图 16)。激光雷达定位通过发射激光束并接收反射信号构建环境点云模型,具有精度极高、主动感知的特性。Andújar 等^[53]采用激光雷达通过垂直扫描行间植被轮廓实现杂草高度精准测量(决定系数 R^2 达 0.88)。

2.2.4 多源信息融合定位

多源信息融合定位通过整合视觉、深度、姿态与测距等异构传感器数据,构建优势互补的协同定位体系,有效克服单一传感器在复杂田间环境下感知局限。

基于空地协作的全局处方图定位代表大规模农田定位重要方向。李海龙^[54]通过无人机搭载多光谱相机再结合 GNSS-RTK 定位信息与深度学习杂

率达 96.1%,mAP@0.5 达 98.4%。

目标检测型定位技术在不同作业场景中均实现了定位精度与实时性的平衡,为精准对靶除草提供了关键的位置感知支撑。

2.2.2 图像分割型定位

图像分割型定位将田间图像中每个像素精准划分为杂草、作物或背景类别,生成对应的像素级掩码。

姜红花等^[51]采用 Mask R-CNN 对玉米田间杂草做实例分割,利用杂草掩码(图 15)计算植株中心像素坐标,完成杂草靶标定位。田间试验中精准喷雾率可达 85%。

图像分割型定位技术核心优势在于对密集交织场景的精准适配,随着分割算法轻量化发展,该技术



图 16 双目视觉杂草定位结果
Fig. 16 Result of weed localization based on binocular vision

草识别算法,生成高精度杂草分布处方图(图 17)。研究表明,该方法生成的靶标形心位置平面误差平均值为 0.9 cm,89.3% 的数据样本定位精度集中在 1.5 cm 以内,为地面对靶装备提供了可靠的全局作业指引。

杂草定位技术通过目标检测、图像分割、立体视觉及多源信息融合等手段,已构建起从二维像素坐标到三维物理空间的完整技术体系,为精准除草作业提供了厘米级乃至毫米级靶标位置信息。

3 精准对靶控制技术研究现状

3.1 靶标导向轨迹规划

靶标导向轨迹规划是精准对靶除草控制技术核

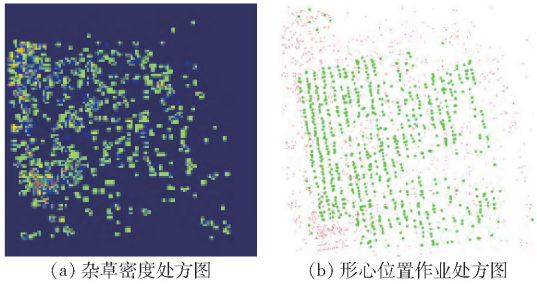


图 17 无人机多光谱杂草分布精准处方图

Fig. 17 Precision prescription map of weed distribution based on UAV multispectral imaging

心,通过宏观路径全局规划、微观轨迹局部优化及动态调整与对行纠偏,实现除草设备对靶标精准追踪与高效作业。

3.1.1 宏观路径规划

宏观路径规划旨在确保作业覆盖完整性的同时,最大限度地减少重复作业区域与转弯次数,从而提升整体作业效率。该技术的实现高度依赖高精度导航技术,以全球导航卫星系统(GNSS)为基础,差分全球导航卫星系统(DGNSS)、实时动态载波相位差分技术(RTK)、精密单点定位(PPP)及其融合技术(RTK-DGNSS、PPP-RTK等)构成了农业田间定位的技术体系^[55-57]。

除高精度卫星定位外,路径规划算法亦是实现自主导航不可或缺的一环,二者协同决定了作业覆盖质量与效率。导航线提取是宏观路径规划的基础环节,Ban等^[58]基于CLI-Fusion导航方法利用IMU姿态数据校正LiDAR点云坐标,最终通过最小二乘拟合得到精准导航线(图18)。面向大规模农田的全局覆盖需求,胡华焱^[59]采用无人机建图与栅格法相结合实现全覆盖规划,并提出Y值优先策略,具有更高的路径稳定性(图19)。

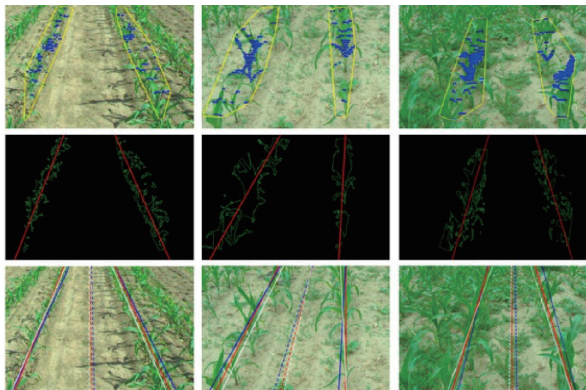


图 18 CLI-Fusion + LiDAR 作物行导航线提取结果

Fig. 18 Result of crop row navigation line extraction by CLI-Fusion + LiDAR

全局路径规划后,还需通过轨迹优化提升路径平滑性与作业效率,Plessen等^[60]采用恒定曲率圆弧

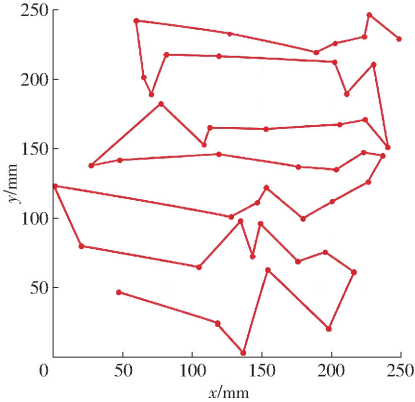


图 19 Y 值优先规划策略效果

Fig. 19 Effect of Y-value priority planning strategy

段连接路径节点构建广义基本路径,适配设备最小转弯半径实现快速平滑;以及通过双基本路径拼接实现复杂转向场景的平滑过渡。Ya等^[61]提出“分割式”路径规划算法,存在40个除草目标时,相比随机排序、沿x轴排序算法总运动转角分别减少65.1%、54.2%(图20)。

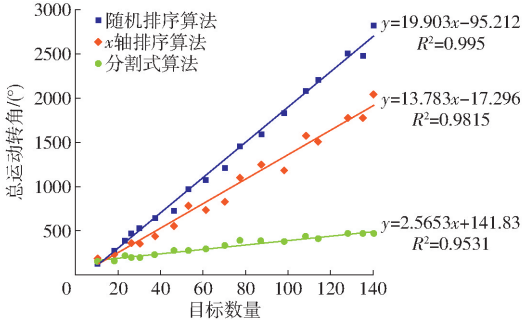


图 20 分割算法路径规划示意图

Fig. 20 Schematic of path planning based on segmentation algorithm

3.1.2 微观轨迹规划

微观轨迹规划则聚焦于局部作业区域内对单株或簇生杂草的精准作业路径规划。

顾炳龙^[62]通过控制滑轨结合机具前进速度构建螺旋式避苗路径(图21),当保护圈为4.14 cm时,入侵率仅为2.75%。Perez-Ruiz等^[63]研究的气动锄头采用嵌入式控制器精确控制“闭合-打开-闭合”轨迹(图22),在贴近土壤2 cm处绕开作物,在作业速度1 m/s下轨迹误差小于1.67 mm,有效避免了作物根系损伤。

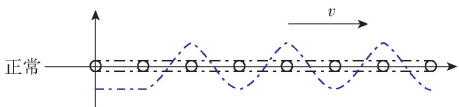


图 21 螺旋式避苗路径示意图

Fig. 21 Schematic of spiral seedling avoidance path

微观轨迹规划作为衔接宏观路径与执行动作关键环节,通过局部轨迹动态优化弥补了宏观规划在

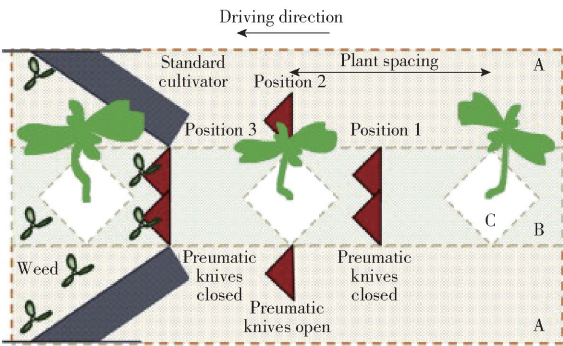


图 22 气动锄头避苗规划示意图

Fig. 22 Schematic of seedling avoidance planning for pneumatic hoe

株间区域精度不足。

3.1.3 动态轨迹调整

动态轨迹调整是衔接静态路径规划与实时对靶执行的关键环节,核心在于基于田间实时感知数据对预规划路径进行毫秒级修正,以抵消装备姿态变化、杂草位置偏移等动态干扰。

Plessen 等^[60]提出的线性时变模型预测控制技术,将线性化车辆运动学模型的轨迹跟踪问题转换为带约束的二次规划问题,在田间导航中标称跟踪最大误差仅为 0.5 ~ 2.2 cm。李逃昌等^[64]针对纯追踪模型前视距离固定的局限性,提出模糊自适应纯追踪模型,通过模糊控制实时调整前视距离,在初始误差 30 ~ 60 cm 条件下实现路径跟踪平均误差小于 5 cm。陈学深等^[65]基于 A* 启发式搜索策略开发自适应避苗除草路径规划方法,结合自适应递归聚类动态分簇,除草率为 93.91%、伤苗率为 0。

从模糊控制、模型预测控制到启发式搜索策略,形成了多维度技术解决方案,能够有效应对不同田间动态干扰,确保除草装备在复杂作业环境下对靶精度与作业效率。

3.2 靶标特征触发控制

靶标特征触发控制旨在避免损伤作物前提下,确保除草执行部件精准作用于杂草靶标。

3.2.1 触发时机控制

触发时机控制关键在于动态调控执行部件的启动与停止时机,确保除草动作准时作用。

在作业速度动态适配方面,裴文超等^[66]开发的位置-速度联动触发机制,通过单片机接收杂草网格坐标与编码器测速信息,在喷头运动至杂草网格中心上方时精确触发喷施(图 23),在作业速度 0.2 m/s 下精确喷施率达 96.7%。针对系统延迟与雾滴特性补偿优化,Zhao 等^[67]建立了包含目标识别时间、通信时间等在内的多环节延迟模型,调整触发提前量确保雾滴准时抵达靶标。为实现多激光头触发时

机的动态优化与智能协同,胡华焱^[59]通过计算总处理时间与杂草数量的比值实现“杂草密集时降速保覆盖、稀疏时提速保效率”的智能调控,采用任务分配策略实时计算各激光头的负载与作业代价,触发空闲或代价最低的激光头启动作业,避免重复照射或任务堆积。

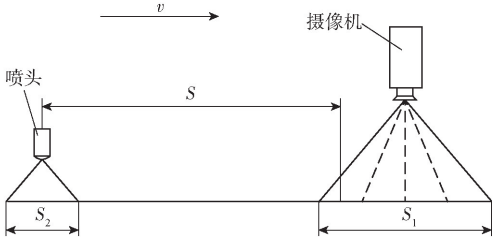


图 23 智能精准对靶变量喷施控制示意图

Fig. 23 Schematic of intelligent precision targeted variable rate spraying control

随着传感器精度与速度的持续提升,触发时机控制将朝着更智能、更自适应的方向发展。

3.2.2 触发精度控制

触发精度控制则聚焦于除草动作与杂草靶标空间匹配精准度。

李海龙^[54]通过 GNSS 和 IMU 获取机器人位置、速度等信息结合电动缸长度与喷头分布解算喷头三维坐标,再经静态结构误差补偿和动态误差补偿修正位置偏差(图 24),该技术在高速 15 km/h 下对靶准确率达 94.6%,雾滴沉积形心偏移距离均值仅 6.5 cm。

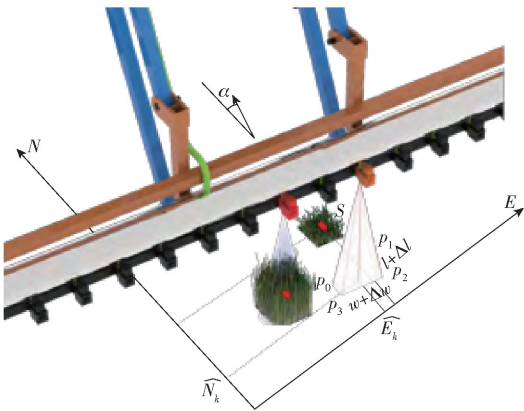


图 24 精准对靶喷雾喷头触发时机原理图

Fig. 24 Schematic of trigger timing of precision target spray nozzles

触发控制未来趋势是模型预测控制 + 强化学习的深度融合,5G/6G 通信与边缘算力的提升,也将为实时控制提供更低延迟、更高可靠性的通信保障。

4 精准对靶执行部件技术研究现状

执行部件的效能并非孤立存在,1 个识别精度高的系统若匹配 1 个响应迟缓、作用范围模糊的执

行器,最终对靶效果将大打折扣。

同时,化学与物理执行部件选择并非简单的环保和高效的问题,而是由杂草种群生态学特性与农田经济效益共同决定的优化问题。我国农田杂草多呈“斑块状聚集”特征,在此场景下,激光除草的单株靶向处理模式作业效率显著低于变量喷雾技术的斑块覆盖式作业模式,基于农田生产经济性考量,化学除草手段仍具备应用合理性。

4.1 化学末端执行部件

化学末端执行部件是实现精准对靶施药的关键装置,其性能直接决定了药剂利用率与除草效果。现有研究主要通过液力式、离心式等差异化结构设计满足多样化田间作业需求。袁晴春^[68]通过电压调节实现雾滴粒径与荷电特性的精准控制,有效提

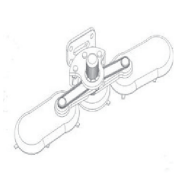
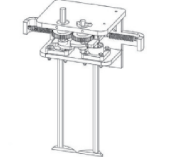
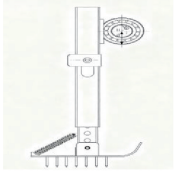
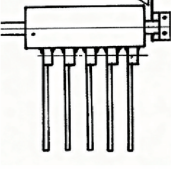
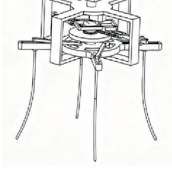
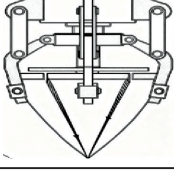
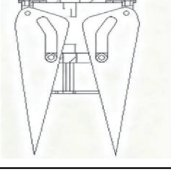
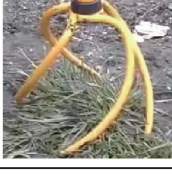
升雾滴沉积均匀性;董康等^[69]实现了离心雾化喷头雾滴粒径的电压调节精确控制。然而,绝大多数喷头仍为通用型设计,雾化特性与沉积模式并非专为“对靶”需求所优化。未来的专用对靶化学执行部件需突破通用雾化器的思维定式,致力于开发与杂草形态、叶面特性及空间分布高度匹配的专用雾化系统。

4.2 物理末端执行部件

4.2.1 机械切割部件

机械切割部件通过直接物理作用清除杂草,具有无化学污染、适应性强等特点^[70]。根据结构与作用方式不同,可分为多种类型(表6)。陈传涛等^[71]开发的株间除草机械爪通过驱动梯形丝杆结构控制爪部开合(图25),能够精准伸入辣椒株间抓取杂草根系,实现靶向拔除而不损伤作物。

表 6 株间主动式机械除草部件结构及性能
Tab. 6 Structures and performances of inter-row active mechanical weeding components

除草方式	结构图			优点	缺点
旋转式				调速适配株距; 结构简单;效率高	易伤侧根;土壤扰动大
摆动式				角度可调; 适配苗期;扰动小	速度慢; 对株距敏感易漏除
往复式				往复开合贴株间; 入土稳准伤苗低	机构易卡滞; 效率低于旋转类
弹齿式				调频对靶;适幼苗;可松土	除草浅;能耗较高
爪齿式				定位准;旋切净; 适配复杂环境	成本高难推广

蒋郁等^[72]研制的气动式水稻株间除草装置(图26)采用曲线触土设计的弯齿刀,以倾角10°安装优化入土性能。通过驱动摆杆机构控制弯齿刀在清除杂草的同时有效保护秧苗。张春龙等^[73]设计的三指手爪机构(图27)采用“三指公转+单活动指

自转”的复合运动结构,活动指可根据机器视觉信息瞬时调整指端空间位置,精准避开作物幼苗区域。叶圣豪^[74]开发的往复式弹性梳齿除草机构(图28)采用弹簧钢弹性梳齿,根据株距切换“闭合除草-展开避苗”状态,实现对株间杂草精准清除。

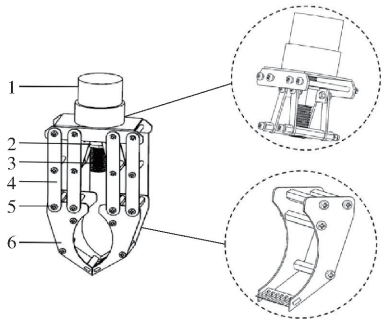


图 25 株间靶向拔除机械爪结构示意图

Fig. 25 Schematic of structure of inter-row weed pulling mechanical claw

1. 直流电机 2. 螺母 3. 梯形丝杆 4. 连杆 5. 铰链架 6. 铲子

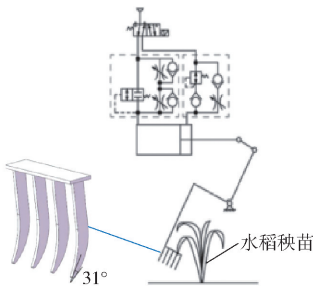
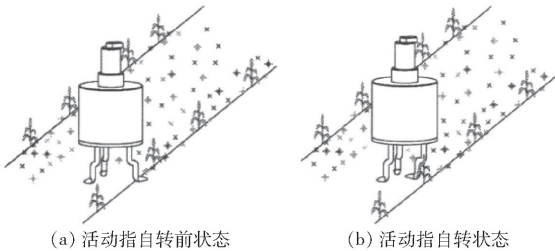


图 26 株间气动式弯齿除草刀结构示意图

Fig. 26 Schematic of structure of inter-row pneumatic curved-tooth weeding knife



(a) 活动指自转前状态 (b) 活动指自转状态

图 27 苗间避障三指手爪机构运动状态示意图

Fig. 27 Schematics of motion state of three-fingered gripper mechanism for inter-seedling obstacle avoidance

真正的专用对靶机械部件,其设计必须服务于控制系统的极限性能。这意味着需要突破传统构型,向轻量化、低惯量、模块化方向发展,未来发展关键在于执行器物理特性与控制算法的深度协同设计,使机械末端在高速行进中精准执行株间作业。

4.2.2 激光除草部件

激光除草部件通过将高能量激光束精准聚焦于杂草生长点,利用热效应使杂草组织细胞失活,是实现非接触式精准物理除草的核心技术^[75]。激光除草部件的发展核心在于在确保足够输出功率以实现高效除草的同时,实现激光系统的小型化、轻量化与高能效,以适应车载移动平台的搭载需求。现阶段,田间除草场景中规模化应用的激光器主要包括二氧化碳(CO₂)激光器、半导体二极管激光器及光纤激

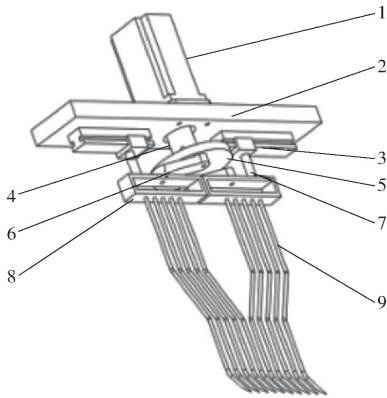


图 28 株间往复弹性梳齿除草机构结构示意图

Fig. 28 Schematic of structure of inter-row

reciprocating elastic comb teeth weeding mechanism

1. 伺服电机 2. 机架 3. 导轨滑块 4. 主轴 5. 法兰圆盘 6. 连接杆 7. 固定杆 8. 梳齿板 9. 弹性梳齿

光器 3 类,性能特点见表 7。CO₂ 激光器是田间激光除草领域最早期应用类型,但系统体积与能耗偏高,小型化成为该类激光器的核心攻关方向。二极管激光器和光纤激光器具备小型轻量化、低能耗、快速响应的技术优势,IPG Photonics 公司^[76]推出的 DLM-300 二极管激光模块最大输出功率 300 W,空冷版尺寸仅 270 mm × 220 mm × 75 mm,尺寸紧凑,大幅降低了车载集成难度,已在激光除草装置中实现工程化应用。

表 7 激光除草执行部件类型、原理及性能特性对比

Tab. 7 Comparison of types, principles and performance characteristics of laser weeding execution components

激光类别	实物图	优点	缺点
CO ₂ 激光器		灭活彻底,光斑易调控,误伤作物少	体积大、能耗高
二极管激光器		小型轻量、低能耗,响应快,可模块化集成	光束发散角较大,对高大杂草效果有限
光纤激光器		能量效率高,光束聚焦精准	对杂草含水率敏感,光斑易偏移

值得注意的是,当前激光除草部件多直接选用工业激光器,其光束参数主要为实现材料加工而设计,并非为高效灭除复杂田间环境下多样杂草而专门优化。未来需重点研究不同波长激光与杂草组织的相互作用机理,据此设计能动态调节光斑形状与能量梯度的专用光学系统。这将使激光能量能更精准、高效地作用于杂草要害部位,从而降低总功耗

的同时提升除草效率与速度。

5 结论与展望

智能精准对靶除草技术在感知、控制、执行3个核心层面均取得关键突破:感知层面识别精度与鲁棒性显著提升;控制层面实现毫秒级动态响应与厘米级轨迹跟踪;执行层面通过化学喷雾、机械切割、激光灭活等多类型部件协同优化,作业效率与清除率大幅改善。但当前研究仍面临诸多问题和挑战:

(1)专用执行部件研发滞后:化学、机械、激光除草端的执行部件多为通用型改制,未针对“对靶”需求开展专业化设计,导致感知系统高精度优势难以在执行环节兑现,成为制约精准闭环实现的突出瓶颈。

(2)抗干扰技术呈线性叠加趋势:阴影去除、多模态融合、权重分配等模块独立优化导致系统复杂度熵增,缺乏干扰流形的统一建模与端到端鲁棒学习框架,制约了全天候作业能力的提升。

(3)多源信息融合深度不足:现有工程实践虽已转向视觉、惯性、卫星导航等多源数据融合,并验证了在提升定位鲁棒性上的价值,但这些融合多停留在数据层工程拼接层面,缺乏对异构传感器时空基准动态耦合机理的系统化理论建模。

(4)经济可行性不足:高端装备购置与运维成本,与全球农业生产中成本敏感型经营模式(尤其是以小农户为主体的发展中地区)形成根本性矛盾。尽管技术性能指标已趋成熟,但装备规模经济效益不足导致单位作业成本难以下降,形成“技术可行但经济不可行”的产业推广瓶颈。

(5)我国还特别存在技术路线单一化的问题:高精度对靶领域主要聚焦于激光除草,而变量喷雾的精细化调控、机械对靶的专用部件研发等方向投入不足,难以形成“化学-机械-激光”多路径协同的装备体系。

未来随着人工智能理论突破、边缘算力成本下降、多源传感技术小型化、5G/6G通信低延迟化以及农业生产经营规模化发展,智能精准对靶除草的研究应聚焦以下方向进一步发展:

(1)专用智能对靶执行部件设计:突破通用部件改制局限,化学、物理及激光执行部件均需匹配高精度控制系统(如化学除草实现毫米级雾滴调控),并重点推进激光部件的小型化与轻量化。

(2)鲁棒感知统一建模:构建面向光、影、遮挡、振动等多维干扰的统一表征框架,破解现有抗干扰模块线性叠加导致的系统复杂度熵增问题。

(3)多源异构信息认知级融合:突破数据层拼接式融合,构建时空基准动态耦合理论体系。发展基于因子图优化的传感器在线标定算法,实现厘米级空间配准与毫秒级时间同步。

(4)多技术路线协同体系:研制允许切换多种作业头的模块化作业平台,构建“化学-机械-激光-生物”协同范式,根据杂草密度、种类及分布特征动态适配最优防控手段,实现“一机多能”。

(5)新兴场景拓展:面向全球耕地资源紧张与都市农业兴起的新趋势,探索微型化机器人集群在垂直农场、设施园艺、城市农业等空间受限场景中的技术迁移与范式创新,拓展智能精准除草技术的应用边界与产业生态。

参 考 文 献

[1] 吕威,董黎,孙宇涵,等. 浅谈国内外杂草控制方法[J]. 中国农学通报, 2018, 34(11): 34-39.
Lü Wei, Dong Li, Sun Yuhuan, et al. Brief discussion on domestic and foreign weed control methods[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2018, 34(11): 34-39. (in Chinese)

[2] 甄研,庄卫东. 智能除草机器人发展现状分析与展望[J]. 现代化农业, 2025(5): 55-57.
Zhen Yan, Zhuang Weidong. Analysis and prospect of development status of intelligent weeding robots[J]. Modernizing Agriculture, 2025(5): 55-57. (in Chinese)

[3] Wang K, Ren Y, Pan X, et al. Insights on persistent herbicides in cropland soils in Northern China: occurrence, ecological risks, and phytotoxicity to subsequent crops[J]. Journal of Hazardous Materials, 2025, 490: 137794.

[4] Sosnoskie L M, Bill K, Butler-Jones A, et al. Deep learning-based laser weed control compared to conventional herbicide application across three vegetable production systems[J]. Pest Management Science, 2025, 81(8): 4922-4936.

[5] Yaseen M U, Long J M. Laser weeding technology in cropping systems: a comprehensive review[J]. Agronomy, 2024, 14(10): 2253.

[6] Asaei H, Jafari A, Loghavi M. Site-specific orchard sprayer equipped with machine vision for chemical usage management[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 431-439.

[7] Andreassen C, Vlasi E, Salehani N. Laser weeding: opportunities and challenges for couch grass (*Elymus repens* (L.) Gould) control[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 11173.

[8] 张馨悦,王庆杰,王超,等. 旱田智能化机械除草技术与装备研究进展[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 22-41.
Zhang Xinyue, Wang Qingjie, Wang Chao, et al. Research progress on intelligent mechanical weeding technology and equipment for dry farmland[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 22-41. (in Chinese)

- [9] John Deere. SEE & SPRAY™ ULTIMATE[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://www.deere.com/en/sprayers/see-spray-ultimate/>.
- [10] Carbon Robotics. LaserWeeder G2 1200[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://carbonrobotics.com/laserweeder-g2-1200>.
- [11] Garford Farm Machinery Ltd. Robocrop InRow weeder[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://garford.com/products/robocrop-inrow-weeder/>.
- [12] Ecorobotix. ARA field sprayer[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://ecorobotix.com/crop-care/ara-field-sprayer/>.
- [13] Solinftec. Solix AG ROBOTICS[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://solix.solinftec.com/>.
- [14] Greeneye. Our technology[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://greeneye.ag/technology/>.
- [15] Stereolabs. Modernizing agriculture: maruyama deploys autonomous sprayer with Stereolabs[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://www.stereolabs.com/en-nz/blog/maruyama-autonomous-sprayer>.
- [16] Swarmfarm. Our applications[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://www.swarmfarm.com/applications/>.
- [17] Ekobot. Ekobot WEAI[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://www.ekobot.se/products/ekobot-weai/>.
- [18] Steketee. Steketee weed control solutions[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://lemken.com/en-en/agricultural-machines/cropcare/weed-control/steketee>.
- [19] Farming Revolution. Farming GT weeding robot[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://farming-revolution.com/>.
- [20] HGTECH. 全天时智能激光除草机器人[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://www.hglaser.com/product/pro-detail-jiguangchucaojiqirem.htm>.
- [21] 蔚蓝引擎(上海)科技有限公司. AI 激光除草机器人[EB/OL]. [2026-07-03]. <https://cyanforce.com/AI-laser-weeding-robot>.
- [22] Jovian Tractor. 八爪产品激光除草机器人[EB/OL]. [2025-11-23]. <https://www.jovian-tractor.com/product>.
- [23] 上海市农业科学院. 激光除草具身 AI 机器人产品发布会暨量产战略合作签约仪式在我院举办[EB/OL]. (2026-01-15)[2026-07-05]. https://www.saas.sh.cn/xwzx/tpxw/content_53329.
- [24] 合肥多加农业科技有限公司. 精准对靶施药除草! 多加农科荣获第一名! [EB/OL]. [2025-10-15]. http://www.duojiaaaa.com/news_show.aspx?id=16.
- [25] 内蒙古草业技术创新中心有限公司, 西北农林科技大学. 一种激光除草机器人: CN202411364624.1[P]. 2025-02-11.
- [26] 陶涛. 基于光谱和图像信息的冬油菜苗期杂草识别研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2024.
Tao Tao. Research on weed identification of winter rapeseed seedlings based on spectral and image information [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2024. (in Chinese)
- [27] 王怀宇, 李景丽. 基于纹理特征的玉米苗田间杂草识别[J]. 江苏农业科学, 2014, 42(7): 143-145.
Wang Huaiyu, Li Jingli. Field weed identification of maize seedlings based on texture features [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2014, 42(7): 143-145. (in Chinese)
- [28] 白敬, 徐友, 魏新华, 等. 基于光谱特性分析的冬油菜苗田间杂草识别[J]. 农业工程学报, 2013, 29(20): 128-134.
Bai Jing, Xu You, Wei Xinhua, et al. Field weed identification of winter rapeseed seedlings based on spectral characteristic analysis [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(20): 128-134. (in Chinese)
- [29] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016: 779-788.
- [30] 刘莫尘, 高甜甜, 马宗旭, 等. 基于 MSRCR-YOLOv4-tiny 的田间玉米杂草检测模型[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 246-255, 335.
Liu Mochen, Gao Tiantian, Ma Zongxu, et al. Field maize weed detection model based on MSRCR-YOLOv4-tiny [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 246-255, 335. (in Chinese)
- [31] 冀汶莉, 刘洲, 邢海花. 基于 YOLO v5 的农田杂草识别轻量化方法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 212-222, 293.
Ji Wenli, Liu Zhou, Xing Haihua. Research on lightweight method of farmland weed identification based on YOLO v5 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(1): 212-222, 293. (in Chinese)
- [32] Tang B, Zhou J, Pan Y, et al. Recognition of maize seedling under weed disturbance using improved YOLO v5 algorithm[J]. Measurement, 2025, 242(PB): 115938.
- [33] Wang K, Hu X, Zheng H, et al. Weed detection and recognition in complex wheat fields based on an improved YOLO v7[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1372237.
- [34] 段盛茂, 章翔峰, 姜宏, 等. CEDL_YOLO: 多尺度轻量化棉田杂草检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(24): 261-272.
Duan Shengmao, Zhang Xiangfeng, Jiang Hong, et al. CEDL_YOLO: multi-scale lightweight cotton field weed detection method [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(24): 261-272. (in Chinese)
- [35] 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 Xiangpeng, Zhou Jianping, Xu Yan, et al. Weed identification and positioning of cotton seedlings based on optimized Faster R-CNN [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 26-34. (in Chinese)
- [36] Kumar S G, Kumar S Y, Kumar S S, et al. Multiclass weed identification using semantic segmentation: an automated approach for precision agriculture [J]. Ecological Informatics, 2023, 78: 102278.
- [37] Fu H, Li X, Zhu L, et al. DSC-DeepLabv3+: a lightweight semantic segmentation model for weed identification in maize

- fields[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2025, 16: 1647736.
- [38] Niu T L, Su H W, Zhang Y H, et al. Development of intelligent equipment for weed identification and variable spraying in lettuce fields based on instance segmentation framework[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2025, 159(PA): 111634.
- [39] 刘彩红, 王晓婷. 基于改进 Mask R - CNN 的稻田杂草智能检测方法[J]. *中国农机化学报*, 2025, 46(11): 98 - 108. Liu Caihong, Wang Xiaoting. Intelligent detection method of paddy field weeds based on improved Mask R - CNN[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2025, 46 (11): 98 - 108. (in Chinese)
- [40] 华嘉伟. 基于改进 YOLOv5s 的激光除草机器人执行系统设计与试验[D]. 天津: 天津理工大学, 2024. Hua Jiawei. Design and test of execution system of laser weeding robot based on improved YOLOv5s[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2024. (in Chinese)
- [41] 徐可, 谢奇, 宋明翰, 等. 基于多模态信息融合的麦田杂草检测与管理系统设计与开发[J]. *农业工程学报*, 2025, 41(8): 175 - 182. Xu Ke, Xie Qi, Song Minghan, et al. Design and development of wheat field weed detection and management system based on multimodal information fusion[J]. *Transactions of the CSAE*, 2025, 41(8): 175 - 182. (in Chinese)
- [42] Hasasneh A, Ghannam R, Masri S. WeedNet - ViT: a vision transformer approach for robust weed classification in smart farming[J]. *Geographies*, 2025, 5(4): 0064.
- [43] 赵辉, 曹宇航, 岳有军, 等. 基于改进 DenseNet 的田间杂草识别[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(18): 136 - 142. Zhao Hui, Cao Yuhang, Yue Youjun, et al. Field weed identification based on improved DenseNet[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37 (18): 136 - 142. (in Chinese)
- [44] 疏雅丽, 张国伟, 王博, 等. 基于深层连接注意力机制的田间杂草识别方法[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(6): 271 - 277. Shu Yali, Zhang Guowei, Wang Bo, et al. Field weed identification method based on deep connection attention mechanism [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(6): 271 - 277. (in Chinese)
- [45] Magistri F, Wegner J, Guzzi D, et al. From one field to another-unsupervised domain adaptation for semantic segmentation in agricultural robotics[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 212: 108098.
- [46] Saleh A, Olsen A, Wood J, et al. FieldNet: efficient real-time shadow removal for enhanced vision in field robotics[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 267: 127442.
- [47] 何小飞. 改进 CNN 算法研究及其在夜晚背景下杂草与甜菜识别中的应用[D]. 镇江: 江苏大学, 2020. He Xiaofei. Research on improved CNN algorithm and its application in weed and sugar beet identification under night background[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020. (in Chinese)
- [48] 苗中华, 余孝有, 徐美红, 等. 基于图像处理多算法融合的杂草检测方法 & 试验[J]. *智慧农业 (中英文)*, 2020, 2(4): 103 - 115. Miao Zhonghua, Yu Xiaoyou, Xu Meihong, et al. Weed detection method and experiment based on multi-algorithm fusion of image processing[J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(4): 103 - 115. (in Chinese)
- [49] 王璨, 李志伟. 利用融合高度与单目图像特征的支持向量机模型识别杂草[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(15): 165 - 174. Wang Can, Li Zhiwei. Weed identification using support vector machine model fused with height and monocular image features [J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(15): 165 - 174. (in Chinese)
- [50] 杨卜. 基于深度强化学习的温室除草机器人机械臂路径规划研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2023. Yang Bu. Research on manipulator path planning of greenhouse weeding robot based on deep reinforcement learning[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2023. (in Chinese)
- [51] 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. Jiang Honghua, Zhang Chuanyin, Zhang Zhao, et al. Maize field weed detection method based on Mask R - CNN[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(6): 220 - 228. (in Chinese)
- [52] Qin L, Xu Z, Wang W, et al. YOLO v7-based intelligent weed detection and laser weeding system research: targeting veronica didyma in winter rapeseed fields[J]. *Agriculture*, 2024, 14(6): 910.
- [53] Andújar D, Escolà A, Rosell-Polo R J, et al. Potential of a terrestrial LiDAR-based system to characterise weed vegetation in maize crops[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 94: 11 - 15.
- [54] 李海龙. 大田对靶施药除草机器人系统研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2023. Li Hailong. Research on field target spraying weeding robot system[D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2023. (in Chinese)
- [55] 窦汉杰, 陈震宇, 翟长远, 等. 果园智能化作业装备自主导航技术研究进展[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(4): 1 - 22. Dou Hanjie, Chen Zhenyu, Zhai Changyuan, et al. Research progress on autonomous navigation technology of intelligent orchard operation equipment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2024, 55(4): 1 - 22. (in Chinese)
- [56] 贾麟, 马飞扬, 徐征鑫, 等. 基于时空耦合的玉米播种位置预测系统设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(6): 146 - 154. Jia Lin, Ma Feiyang, Xu Zhengxin, et al. Design and test of maize sowing position prediction system based on spatiotemporal coupling[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(6): 146 - 154. (in Chinese)
- [57] 汪小岳, 谢慎亮, 黄薛凯, 等. 基于 3D 激光雷达 SLAM 的温室芦笋采收机器人自主导航方法[J]. *农业机械学报*,

- 2026, 57(4): 138 – 150.
- Wang Xiaochan, Xie Shenliang, Huang Xuekai, et al. Autonomous navigation method of greenhouse asparagus harvesting robot based on 3D LiDAR SLAM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(4): 138 – 150. (in Chinese)
- [58] Ban C, Wang L, Chi R, et al. A Camera – LiDAR – IMU fusion method for real-time extraction of navigation line between maize field rows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109114.
- [59] 胡华焱. 高精度激光除草机器人的设计与控制方法研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2025.
- Hu Huayan. Research on design and control method of high-precision laser weeding robot [D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2025. (in Chinese)
- [60] Plessen G M M, Bemporad A. Reference trajectory planning under constraints and path tracking using linear time-varying model predictive control for agricultural machines[J]. Biosystems Engineering, 2017, 153: 28 – 41.
- [61] Ya X, Ge Y, Liang Y, et al. Development of a prototype robot and fast path-planning algorithm for static laser weeding[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142: 494 – 503.
- [62] 顾炳龙. 玉米株间避苗除草技术及其配套装置研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
- Gu Binglong. Research on seedling-avoiding weeding technology and its supporting device between maize plants [D]. Changchun: Jilin University, 2023. (in Chinese)
- [63] Pérez-Ruiz M, Slaughter C D, Fathallah A F, et al. Co-robotic intra-row weed control system[J]. Biosystems Engineering, 2014, 126: 45 – 55.
- [64] 李逃昌, 胡静涛, 高雷, 等. 基于模糊自适应纯追踪模型的农业机械路径跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(1): 205 – 210.
- Li Taochang, Hu Jingtao, Gao Lei, et al. Path tracking method of agricultural machinery based on fuzzy adaptive pure pursuit model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 205 – 210. (in Chinese)
- [65] 陈学深, 梁德智, 黄凯文, 等. 基于启发式搜索策略的自适应避苗除草作业路径规划[J]. 农业工程学报, 2025, 41(19): 88 – 97.
- Chen Xueshen, Liang Dezhi, Huang Kaiwen, et al. Adaptive seedling-avoiding weeding path planning based on heuristic search strategy[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(19): 88 – 97. (in Chinese)
- [66] 裴文超, 陈树人, 尹东富. 基于 DSP 和单片机的实时对靶喷施除草系统[J]. 农机化研究, 2012, 34(1): 149 – 153.
- Pei Wenchao, Chen Shuren, Yin Dongfu. Real-time target spraying weeding system based on DSP and single-chip microcomputer[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2012, 34(1): 149 – 153. (in Chinese)
- [67] Zhao X, Wang X, Li C, et al. Cabbage and weed identification based on machine learning and target spraying system design [J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 924973.
- [68] 袁晴春. 高压水静电喷雾装置的设计与试验研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2015.
- Yuan Qingchun. Design and experimental research of high-pressure water electrostatic spraying device [D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2015. (in Chinese)
- [69] 董康, 陈华才, 郑永明, 等. 植保无人机离心喷头的设计与试验[J]. 中国计量大学学报, 2018, 29(3): 265 – 268.
- Dong Kang, Chen Huacai, Zheng Yongming, et al. Design and experiment of centrifugal nozzle for plant protection UAV[J]. Journal of China University of Metrology, 2018, 29(3): 265 – 268. (in Chinese)
- [70] 肖茂华, 段卫卫, 郑和, 等. 仿生半圆弧齿顶水田除草刀设计与试验[J]. 农业机械学报, 2026, 57(11): 109 – 121.
- Xiao Maohua, Duan Weiwei, Zheng He, et al. Design and test of bionic semi-circular arc tooth top paddy field weeding blade [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(11): 109 – 121. (in Chinese)
- [71] 陈传涛, 曹成茂, 吴慢玉, 等. 基于机器学习的辣椒苗期除草机设计与试验[J]. 安徽农业大学学报, 2025, 52(3): 565 – 576.
- Chen Chuantao, Cao Chengmao, Wu Manyu, et al. Design and test of pepper seedling weeder based on machine learning[J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2025, 52(3): 565 – 576. (in Chinese)
- [72] 蒋郁, 齐龙, 龚浩, 等. 气动式水稻株间机械除草装置研制[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 37 – 49.
- Jiang Yu, Qi Long, Gong Hao, et al. Development of pneumatic mechanical weeding device between rice plants[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(6): 37 – 49. (in Chinese)
- [73] 张春龙, 黄小龙, 耿长兴, 等. 智能锄草机器人系统设计与仿真[J]. 农业机械学报, 2011, 42(7): 196 – 199.
- Zhang Chunlong, Huang Xiaolong, Geng Changxing, et al. Design and simulation of intelligent weeding robot system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(7): 196 – 199. (in Chinese)
- [74] 叶圣豪. 大豆株间除草装置的设计与试验研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2024.
- Ye Shenghao. Design and experimental research on inter-plant weeding device for soybean [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2024. (in Chinese)
- [75] 钟辉宇, 陈耀阳, 李杰, 等. 田间激光除草机器人对靶控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2026, 57(4): 10 – 18.
- Zhong Huiyu, Chen Yaoyang, Li Jie, et al. Design and test of target control system for field laser weeding robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(4): 10 – 18. (in Chinese)
- [76] IPG Photonics Corporation. 激光二极管 [EB/OL]. [2025 – 11 – 30]. <https://www.ipgphotonics.com/zh/products/lasers/diode-lasers#firresources>.