doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.005

基于视觉传感器的大田甘蓝对靶变量喷雾系统设计与试验

罗亚辉[1]　李　文[1]　蒋　蘋[1]　胡文武[1]　孙超然[1]　齐澳林[1]　石毅新[1,2]　庄腾飞[3]

(1.湖南农业大学机电工程学院,长沙 410128;2.山河智能装备股份有限公司,长沙 410100;
3.中国农业机械化科学研究院集团有限公司,北京 100083)

摘要:为改善甘蓝等高密度田间作物的机械化病虫害防治效果,解决传统的大田高地隙喷雾机农药用量大、作业效率低及存在的药液浪费等问题,本研究结合大田甘蓝的农艺特性,设计了一套基于视觉传感器识别的高地隙变量施药系统。利用 Gemini 335 型深度相机实时探测作物靶标,并融合脉宽调制技术(Pulse Width Modulation, PWM)实现农药的精准对靶变量喷洒。提出一种改进 YOLO v8n 的目标检测模型,通过田间试验测试,其检测精确率可达 90.2%,提高 1.5 个百分点;检测速度提高 7.6 f/s,模型的检测精度得以改善,可满足甘蓝田间防治精度需求。设计电磁阀占空比的流量开闭测试模型,进行不同占空比测试,不同喷雾压力拟合决定系数 R^2 均大于 0.9,相关性显著。对整个系统集成并进行田间试验,变量喷雾模式,对靶变量喷洒的靶心雾滴沉积密度明显高于常量喷雾,平均雾滴密度增量为 21.53 个/cm^2,甘蓝靶心区域覆盖率可达 23.8%,且沉积均匀性高,变异系数仅 0.4%。相比常量喷雾模式下,甘蓝表面整体覆盖率提升 5.2 个百分点,能够实现按需对靶变量施药且满足甘蓝的病虫害防治要求,整套系统作业性能稳定。研究结果可为高密度蔬菜等作物的田间管理与病虫害治理提供方法和思路,为高地隙精准施药防治技术植保应用提供参考。

关键词:大田甘蓝;变量施药;高地隙喷雾机;脉宽调制;视觉传感器;改进 YOLO v8n 算法

中图分类号:S49;S-3　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)02-0046-12　　**OSID**:

Design and Test of Vision Sensor-based Targeted Variable Spray System for Field Cabbage

LUO Yahui[1]　LI Wen[1]　JIANG Ping[1]　HU Wenwu[1]　SUN Chaoran[1]　QI Aolin[1]　SHI Yixin[1,2]　ZHUANG Tengfei[3]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Hunan Agricultural University, Changsha* 410128, *China*
2. *Sunward Intelligent Equipment Co., Ltd., Changsha* 410100, *China*
3. *Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing* 100083, *China*)

Abstract: Aiming to enhance the mechanized pest control effectiveness for high-density field crops like cabbage and address issues with conventional high-clearance sprayers that consume excessive pesticides, have low operational efficiency, and cause significant waste of pesticide solution. Based on the agronomic characteristics and pest control needs of field cabbage, a high gap variable application system was designed based on visual sensor identification. The Gemini 335 depth camera was used to detect the crop target in real time, and the PWM pulse width modulation technology was used to achieve the precise spraying of pesticides on the target variable. An improved YOLO v8n object detection model was proposed, which demonstrated 90.2% accuracy in field cabbage trials. The detection accuracy of the model was improved by 1.5 percentage points, and the frame rate (FPS) was increased by 7.6 frames per second. The detection accuracy of the model was improved to meet the precision requirements of field control of cabbage. An electromagnetic valve duty cycle flow control test model was designed and experiments were conducted with different duty cycles. The fitting decision coefficients R^2 for various spray pressures were all above 0.9 with strong linear correlation. The integrated system underwent field

收稿日期:2025-07-22　修回日期:2025-08-14

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFD2002001)、湖南省重点研发计划项目(2024JK2031、2023NK2010)和湖南省科技重大专项(2023NK1020)

作者简介:罗亚辉(1981—),女,副教授,博士,主要从事智能农机与自动化技术研究,E-mail:luoyh@hunau.edu.cn

通信作者:石毅新(1986—),男,副教授,博士,主要从事智能植保机械与技术研究,E-mail:shiyixin@hunau.edu.cn

testing to validate its performance. Field trials demonstrated that variable-rate spraying (VRS) achieved significantly higher target droplet deposition density in cabbage fields compared with conventional fixed-rate spraying. The VRS system showed an average droplet density increase of 21.53 particles/cm^2, achieving 23.8% coverage with a minimal error margin of 0.4%. Compared with fixed-rate spraying, VRS enhanced overall cabbage surface coverage by 5.2 percentage points, enabling precise application tailored to pest and disease control needs while maintaining stable operational performance. This approach improved pesticide utilization efficiency and reduced waste. The research result can provide innovative methods for precision management of high-density vegetable crops and offer valuable references for precision application technologies in high-precision spray systems.

Key words: field cabbage; variable-rate spraying; high-clearance sprayer; pulse width modulation; visual sensor; improved YOLO v8n algorithm

0　引言

当前我国针对大田蔬菜病虫害防治，主要采用化学防治，以农药喷洒为主。喷杆喷雾机作为主要的植保作业机具[1-2]，主要应用于大田小麦、高粱、玉米以及蔬菜等常见的作物，可针对性进行除草剂、杀菌剂以及植物生长调节剂喷洒[3]。在田间作业时，主要采用传统的连续喷雾作业，这种喷雾方式会造成严重的田间环境污染和农药的浪费，与我国生态绿色可持续发展的战略不符。在精准施药技术领域，结合视觉识别定位技术，采用超声波、LiDAR、视觉相机等设备实现对靶变量喷洒已成为当前研究的重点之一[4-5]。该技术可针对植株不同区域的作物病虫害、位置以及大小实现差异化施药，不仅能提高农药的利用率，缓解传统连续喷洒引发的田间土地污染问题，还能进一步提升病虫害防治效果[6-7]。因此，将识别技术与喷雾作业相结合，实现田间对靶变量喷洒对于降低非目标区域的农药浪费，提升作物病虫害防治效果与管理水平，减轻农药环境污染均具有重要意义[8]。

相较于国内，国外在对靶变量喷雾技术领域研究起步较早。ALAM 等[9]提出构建基于 RGB 视觉相机的大田烟草智能喷洒系统，该系统采用改进的 YOLO v5 视觉框架，田间测试表明农药用量减少 52%。LI 等[10]采用高精度激光扫描传感器作为探测器，基于变速率算法原理测量冠层体积，田间测试显示，与常规施用相比，平均施药量减少 46%。此外，LI 等[11]将深度学习算法与喷雾技术结合，设计了一种基于机器视觉的田间杂草精确实时定位与喷洒系统，该技术为田间杂草防控提供新方法。POKHAREL 等[12]设计了用于田间行栽作物玉米和高粱的机器人液体喷雾系统并验证其性能，证实了基于视觉传感器的智能喷洒系统对大田植保的可靠性。近年来，国内学者针对大田作物精准定位与变量施药技术也开展了深入研究。刘雪美等[2]利用超声波测距传感器，以大田喷杆喷雾机为载体构建了对靶施药系统，该系统对行距 15 cm 的作物实用性较好。杨文超等[3]以大田生长期的小麦为研究对象，融合北斗定位系统和机器视觉技术实现变量喷洒，结果表明植株密度稀疏区较正常区平均减少 12.06%。乔白羽等[5]针对大田甘蔗病虫害防治，基于三维 LiDAR 传感器研制了高地隙宽幅喷雾机变量施药系统，实现甘蔗精准识别，识别误差为 8.42%，田间试验结果显示，相比常量施药总量 78.96 L，该系统减少农药用量 22.53 L，减幅达 28.5%。赵学观等[6]针对喷雾高度影响对靶精度的问题，开发了融合喷雾高度信息的大田蔬菜对靶喷雾系统，该系统适用于行距大，冠层体积小的作物，但未进行田间喷雾雾化均匀测试。袁鹏成等[13]针对自动对靶喷雾的延时问题，利用二维激光雷达与地速传感器获取喷雾车的实时速度，建立自适应的喷雾模型。王润涛等[14]以田间大豆为研究对象，基于 3WF-1000 型喷杆式喷雾机实现了大田精准施药，为作物自适应喷洒提供了参考。

上述研究主要针对大田小麦、玉米、高粱以及烟草等作物病虫害防治的变量喷雾技术，但针对高密度种植的大田甘蓝研究较少[15-16]。高地隙喷杆喷雾机通过性能好、作业效率高，田间适应能力强，可对大田甘蓝等作物实现全周期施药[17]。因此构建基于改进 YOLO v8n 算法的智能喷洒系统，结合视觉传感器技术，实现高密度环境下田间对靶变量施药，对于提升蔬菜类作物病虫害防治作业效率与效果具有重要应用价值[10,18]。该技术有助于解决传统常量施药导致的田间农药污染问题，对提高作物产量和劳动效率具有积极意义[19-20]。为研究甘蓝精准对靶变量施药，本研究将融合视觉传感器与改进 YOLO v8n 算法的智能喷洒系统集成于高地隙喷杆喷雾机。通过视觉传感器获取并识别甘蓝作物图像，确定其位置信息，以实现精准对靶变量施药[19,21-22]。通过建立电磁阀占空比与流量喷洒数

学模型,并融合 PWM 技术与视觉算法的喷洒控制策略实时调节流量,以实现田间甘蓝精准对靶变量施药。

1 大田甘蓝对靶变量喷雾系统设计

1.1 喷雾系统整体结构及工作原理

针对大田甘蓝智能化施药需求,开发一套基于视觉传感器的对靶变量喷雾系统,其整机结构如图 1 所示。系统主要包括 5 个关键模块,高地隙行走底盘、农药管路供药模块、基于视觉的作物识别传感器模块、系统核心控制模块及对靶喷雾执行模块。喷杆系统离地高度 1.05 m,喷幅宽度 10 m,整个喷杆分为 3 段,配备 5 路独立管路,各段均由独立的 PWM 控制信号驱动相应电磁阀进行控制。

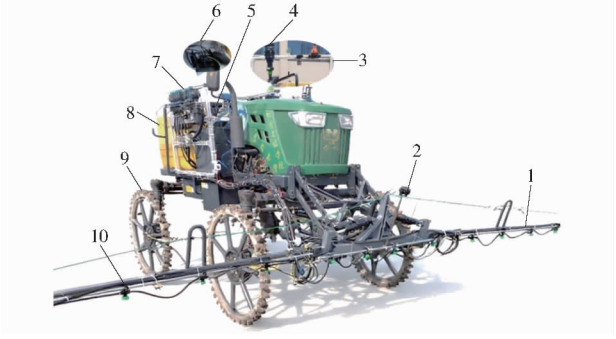


图 1 高地隙喷杆喷雾系统整机结构

Fig. 1 Overall structure of high gap spray rod sprayer

1. 喷杆机构 2. 深度相机 3. 农药管路供药模块 4. Mixtron 农药混合器 5. 系统核心控制器 6. Jetson 控制器 7. 变量喷雾模块 8. 水箱 9. 高地隙行走底盘 10. 对靶喷雾执行模块

系统核心在于视觉传感器的作物识别与变量喷雾控制机制。视觉传感器作为识别模块的核心,用于采集田间甘蓝实时图像,将图像数据传输至 Jetson 控制器。Jetson 控制器基于目标识别算法处理图像并解算目标位置,并将处理结果反馈至变量喷雾系统的核心处理器(STM32F407 微控制器)。STM32F407 微控制器根据实时反馈信息生成控制指令,通过串口输出至亚德客 2KS200 型(中国台湾亚德客有限公司)电磁阀组并控制电磁阀的占空比,实现对靶变量喷雾作业。变量喷雾模块对于整个系统的对靶变量喷雾至关重要,该模块主要由流量传感器、压力传感器与亚德客电磁阀集成于同一管路,实现对靶喷雾的流量实时感知与压力的精准调控,是保障系统对靶变量喷雾稳定性与可靠性的核心单元。对整个系统进行模块化设计,有效保障对靶变量喷雾的可靠性,提升系统集成度,确保系统总体功能完善与协作。

变量喷雾系统工作流程如图 2 所示,系统前端的视觉传感器采集田间作物图像并传输至上位机(Jetson 控制器),上位机基于图像信息解算目标位置,并通过串口信号将其控制指令发送至核心控制器(STM32F407);核心控制器根据指令生成 PWM 信号,控制电磁阀的开闭时序,实现基于目标识别的对靶变量喷雾[23]。

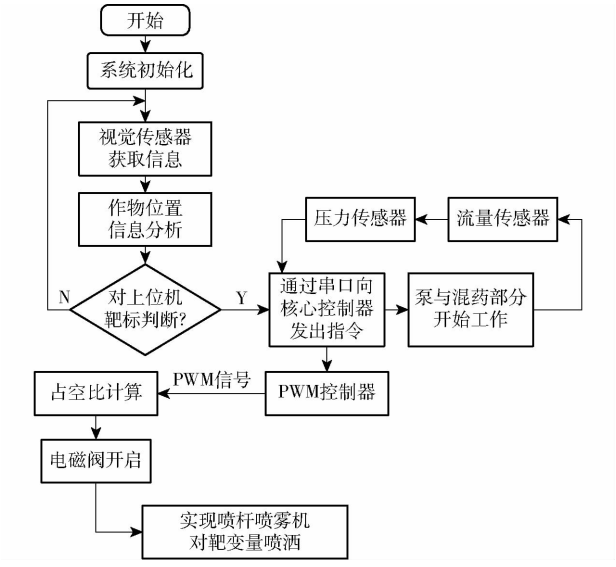


图 2 对靶变量施药系统工作流程

Fig. 2 Schematic of drug application system for target variable

1.2 农药管路供药系统

在智能喷洒系统中,供药管路设计直接影响喷雾作业效率与施药精度,对系统稳定性至关重要。供药系统的核心功能是确保药液在管路中的稳定供给。整个管路连接水箱、药箱、柱塞泵、农药混合器、压力传感器、流量传感器以及喷洒执行部件等关键组件,形成从药源到执行端的稳定输送路径,供药系统示意如图 3 所示。

柱塞泵作为系统动力单元,提供药液输送动力。柱塞泵抽取水箱中的水,药箱中的药则通过 Mixtron 混合器内置的计量泵按比例吸入,在混合器内与水在线混合形成作业药液。并联管路通过分流冗余设计抑制虹吸效应,维持入口压力恒定,从而保障农药混合器内置计量泵的稳态工作与可靠运行。管路系统前端设置了过滤器,用于滤除杂质颗粒。压力与流量传感器实时监测系统管路压力与流量,各组件在控制系统协调下工作,保障管路中药液稳定供给。

1.3 对靶变量喷雾控制系统

喷雾系统深度融合了靶标识别与变量喷洒控制功能,使用视觉传感器获取田间甘蓝的靶标图像与位置信息,进行对靶变量喷雾。对靶变量喷雾系统的核心组件包括 Gemini 335 型深度相机、人机交互界面,Jetson Xavier NX 控制器,STM32 系统核心控制器、亚德客 2KS200 型电磁阀、标准扇形喷头(宁

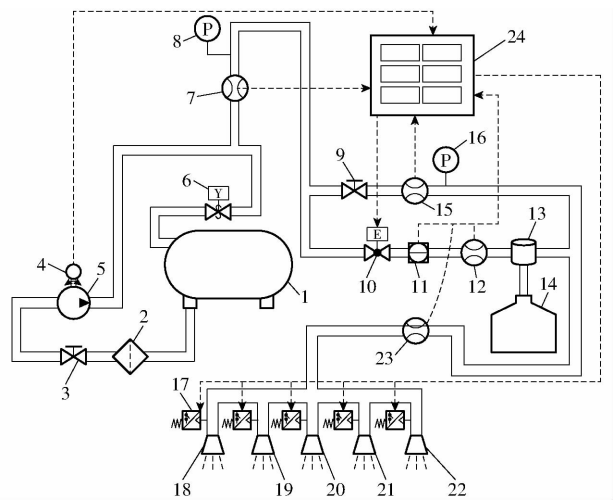


图 3　供药系统

Fig. 3　Drug supply system

1. 水箱　2. 前置过滤器　3. 手动阀门　4. 发动机转轴　5. 柱塞泵　6. 溢流阀　7、12、15、23. 流量传感器　8、16. 压力表　9. 调压阀　10. 电动球阀　11. 压力传感器　13. Mixtron 混合器　14. 药箱　17. 亚德客电磁阀　18～22. 喷头　24. STM32 系统核心控制器

波力成喷雾有限公司)、PWM 信号传输以及管路集成模块中的 Mixtron 混合器。控制系统如图 4 所示。

基于改进 YOLO v8n 算法的模型部署于 Jetson Orin NX 控制器,实现高效图像处理与识别[24]。人机交互界面便于操作人员实时监控田间作业状态,提升效率。核心控制器(STM32F407)接受视觉系统的识别结果,生成相应的 PWM 控制信号驱动电磁阀的快速启闭,从而实现精准控制喷头。这种基于视觉识别的变量喷洒模式可确保目标区域的高效施药,显著提高了甘蓝病虫害防治效果[25]。系统电源由喷杆喷雾机发电机提供,经电压转换模块稳压后为各部件供电,保障田间作业持续稳定运行。喷杆喷雾机配置 5 路分区控制的喷头,以实现高效的作业与广泛覆盖。末端电磁阀与扇形喷头响应迅速,为系统高效作业奠定了基础。对靶变量施药模块融合 PWM 控制与机器视觉技术,实现田间高效对靶喷雾作业,确保系统功能稳定,执行准确。视觉图像模块确保田间作业高效性与对靶变量喷洒准确性,是实现甘蓝病虫害精准防治的关键。视觉模块选用性能优异的 Gemini335 型深度相机,深度检测范围宽,盲区仅 0.10 m,图像分辨率 1 920 像素 ×1 080 像素,且具备优良的防水性能(IP65 防护等级),为高密度、高湿度的田间环境下可靠图像采集与识别提供保障。

2　对靶喷雾控制算法设计

大田甘蓝具有耐寒性强,储存周期长且经济价值较高等优势,是种植面积较大的田间蔬菜之一[26]。作为典型的冠层密集型十字花科蔬菜作物,其种植农艺参数与精准施药技术需求紧密关联。在种植过程中需要控制适当的株距与行距以保证其获得田间足够的生长空间和养分的供应。根据一般的农艺标准及实际生产需求,甘蓝推荐种植株距为 40～60 cm,此范围既满足结球需求,又为结球期叶球膨大预留空间,避免密植导致的通风透光不足和病害易发问题。施药量方面,甘蓝因叶片蜡质层较厚且冠层密集,建议施药量为 400～600 L/hm^2,较白菜等叶菜类作物高 25%～33%。不同地区因气候,土壤以及光照等自然因素差异,种植农艺标准和施药量会相应调整[27]。

以株距 60 cm,行距 50 cm(符合标准农艺种植)的甘蓝种植模式为例,且施药量为 600 L/hm^2,深入探究机具行驶速度与电磁阀不同占空比的对靶施药决策。在高密植环境下,作物冠层施药量需求、电磁

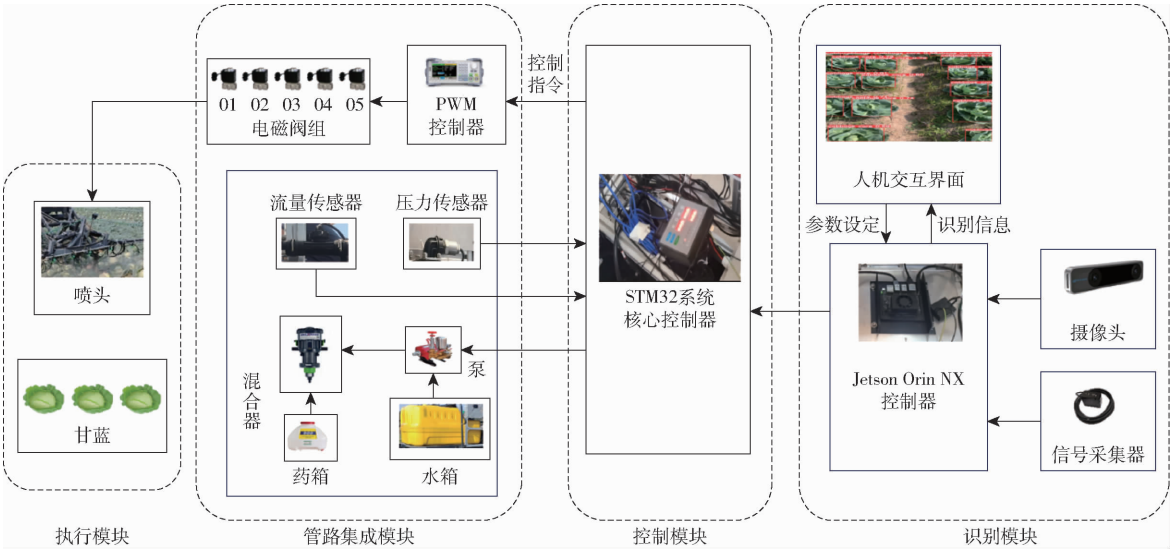


图 4　对靶变量喷雾控制系统

Fig. 4　Spray control system for target variable

阀不同占空比的喷雾流量特性与机具前进速度共同决定施药控制决策[28]。因此,确定适合特定农艺条件的喷雾流量参数与机具作业速度匹配关系,对于提高甘蓝病虫害防治效果、实现精准对靶变量喷雾的控制至关重要,在改善农药对田间的环境污染、提升资源利用效率方面具有广阔的精准农业应用前景。

2.1 改进 YOLO v8n 大田甘蓝目标检测算法

当前 YOLO v8 算法因其高效精准、可靠性高等优势,被广泛用于高密田间作物的目标检测,是蔬菜识别应用领域的热点算法之一。针对甘蓝田间生长环境,将系统地评估其检测场景的复杂性,主要存在植株密集、实时探测要求苛刻等问题。为此,通过迁移学习试验,对比评估 Faster R-CNN、SSD、YOLO v5s、YOLO v8 及 YOLO v8n 模型在甘蓝检测任务上的性能,基于数据测试集分析结果确定最适合甘蓝的检测模型。

Faster R-CNN 虽其准确率高,适用于复杂场景的小目标检测,但其流程复杂、耗时长、边缘设备部署成本高,难以满足实时检测要求。SSD 模型采用多尺度特征图和密集预测实现目标检测,但浅层特征图分辨率不足导致极小目标检测性能显著下降[4]。相比之下,YOLO 系列算法在多类别检测适应能力强,计算资源分配灵活性及成本控制方面具有优势。YOLO v8n 模型体积小、结构轻量化,能够实现良好的检测性能,尤其适应低分辨率移动图像。与其他轻量级模型相比,YOLO v8n 在本数据集上表现检测速度最快和性能最佳。YOLO v8n 模型对常规密度作物的识别效果较好,但在高密度田间甘蓝场景下适应性较差,因此,本研究选用 YOLO v8n 进行优化改进。为提升高密度甘蓝检测性能,通过采用更大的卷积核(Swin-Transform 模块)扩大模型的感受野,增强对目标甘蓝的特征提取能力;采用扩展卷积神经网络(ConvFFN)模块替代瓶颈模块中的标准卷积模块;引入非注意力集中机制,强化模型捕捉关系提升特征提取效果,改进模型记为 YOLO v8n-Kale。

为解决模型在该种植农艺模式下甘蓝生长茂密且检测的适应性差的问题,YOLO v8n-Kale 使用更大的卷积核进行改进,采用扩张卷积设计,通过引入更多形状偏差,提升模型的泛化用以降低过拟合的风险,Conv-Kale 模块替代瓶颈卷积,融合 Swin-Transformer 模块与 CNN 的优势,以增强模型在图像边缘区域的检测性能,同时新增非局部的注意力机制,以强化模型对于实际田间检测中甘蓝的特征提取效果,增强模型对于长距离的依赖关系的捕捉能力。图 5 为改进的网络结构,引入 Swin-Tranformer 模块有效降低网络结构复杂度。

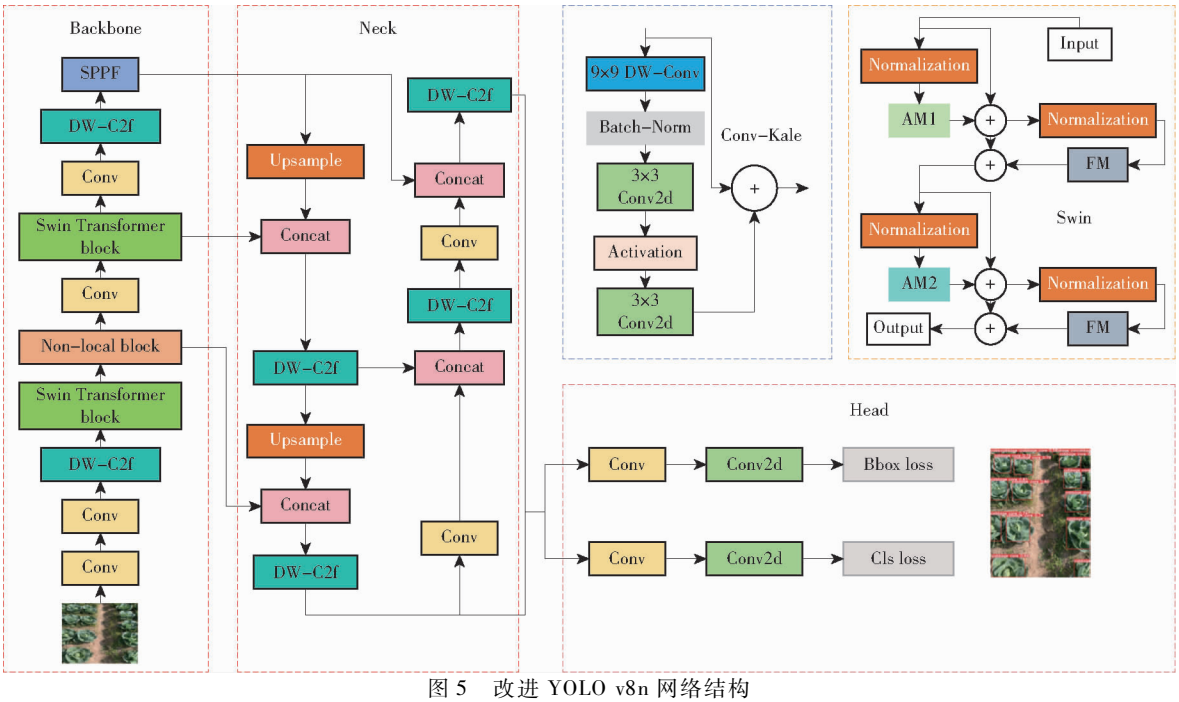


图 5 改进 YOLO v8n 网络结构

Fig. 5 Enhanced network architecture of YOLO v8n

为验证改进模型目标检测效果与识别精度可靠性,构建包含 1 783 幅甘蓝图像专用数据集进行训练。训练样本包含 147 幅具有遮挡场景的图像以提升模型在复杂田间环境的检测效果。为提升甘蓝目标检测精确率与召回率,采用数据增强策略优化模型性能。基于训练数据集统计分析甘蓝尺寸分布特征,计算其宽高比等参数,据此生成适配目标形状的锚框,提高目标区域精确率与召回率。训练过程依

据损失函数反馈动态优化锚框尺寸及宽高比，使其贴合目标实际分布，从而提高检测精度。同时为增强模型对田间环境的适应性，采用预处理、噪声注入、模糊处理、颜色扭曲以及多尺度训练等方法对图像进行数据增强，以适应田间的实际作业环境[29]。针对田间杂草以及叶片密集覆盖的片遮挡问题，训练过程中特别加入预遮挡环境图像样本，进一步增强模型鲁棒性和实际田间测试能力。通过选择特定的模块进行改进，能提高 YOLO v8n 在高密度甘蓝的田间检测性能，为精准变量喷洒奠定基础。为验证改进模型的实时检测效果，在相同测试集上将 YOLO v8n－Kale 与 YOLO v8、YOLO v8n 模型进行性能对比。同时，通过实际田间试验，评估改进模型在真实田间环境中的图像检测能力。

2.2　PWM 响应频率计算方法

基于以甘蓝靶标为核心的农药流量决策需求，定义流量决策系数 K_{cv} 表征 PWM 占空比流量模型动态响应特性，其表达式[30]为

$$K_{cv}=0.5\frac{NLWA}{NALI}+0.5\frac{C_w}{C_{\max}} \tag{1}$$

其中

$$NLWA=\frac{A_{leaf}}{A_{proj}} \tag{2}$$

$$NALI=\frac{L_{DC}}{C_{HC}} \tag{3}$$

$$L_{DC}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{d_i}{d}\right)^2 \tag{4}$$

$$C_{HC}=\frac{H_{\max}-H_{\min}}{H_{\max}} \tag{5}$$

式中　$C_{\max}$——单位喷洒目标最大覆盖面积

$NLWA$——叶片总面积与冠层投影面积比

$NALI$——归一化叶片异速叶片指数

C_w——农药最大阈值

A_{leaf}——目标区域内所有叶片单面面积之和

A_{proj}——目标区域冠层投影面积

L_{DC}——叶片在水平方向上分布均匀性

d_i——第 i 个叶片中心点到其最近邻叶片中心点距离

d——所有叶片最近邻距离平均值

n——叶片数量

C_{HC}——冠层在垂直方向上厚度

$H_{\max}$——冠层最大高度

$H_{\min}$——冠层最小高度

通过基于图像分析的方法测量 A_{leaf}，在试验田选取代表性甘蓝植株样本，采集高质量叶片图像，利用图像处理软件（Matlab Image Processing Toolbox）进行分割并计算单叶面积，累加获得目标区域总叶面积。该方法在作物参数获取与精准施药研究中广泛应用，结合标准化操作与标定，其精度满足本研究流量决策模型需求，可有效区分不同甘蓝冠层特性。

PWM 占空比-流量模型 $Q(D,P)$[31]表达式为

$$Q=\begin{cases}0 & (D\leqslant 15\%)\\ kP^{n_1}\left(\dfrac{D-15}{70}\right)^{1.32} & (15\%<D<85\%)\\ kP^{n_1} & (D\geqslant 85\%)\end{cases} \tag{6}$$

式中　K——流量系数，取 0.694

n_1——压力修正指数，取 0.583

D——占空比　　P——压力，Pa

将该模型嵌入系统的核心控制单元，通过实时调节电磁阀占空比控制流量。

在田间施药过程，电磁阀快速响应对系统高效作业至关重要。为精确评估不同占空比电磁阀流量响应特性，通过构建 PWM 占空比与流量模型并搭建台架试验系统，测试不同占空比与频率组合的流量输出，搭建的系统试验台架如图 6 所示。

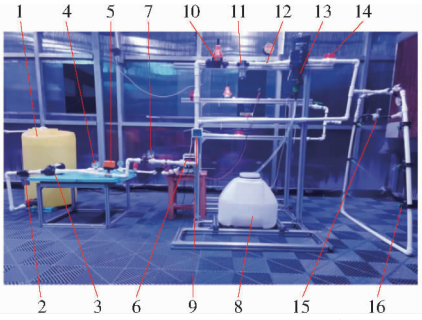


图 6　喷雾系统占空比试验台架

Fig. 6　Spray system duty cycle bench test

1. 水箱　2. 前置过滤器　3. 隔膜柱塞泵　4. 压力表　5. 电动球阀　6. 控制器　7. 压力传感器　8. 药箱　9. 流量传感器　10. 溢流阀　11. 过滤器　12. 数显压力表　13. Mixtron 混合器　14. 球阀　15. 电磁阀　16. 扇形喷头

为了验证模型理论流量与实际喷药单元的控制精度，重点考察电磁阀启闭响应特性与 PWM 占空比信号协同调控的流量特性，以确保田间试验稳定性与可靠性。试验设置 0.1、0.2、0.3、0.4 MPa 4 组压力梯度，在控制频率 10 Hz 下，测试占空比 10% ~ 90% 对应的流量。每个占空比下，待系统稳定 30 s 后，通过流量计采集数据，重复 5 次，取平均值作为该工况下有效流量。

2.3　系统实时控制方法

试验田甘蓝的种植参数（株距 60 cm、行距 50 cm、垄距 1.2 m）及视觉传感器安装位置如图 7 所示，将 Gemini335 型深度相机固定于喷杆中间位置，确保视觉模块能够有效识别田间作物。视觉传感器镜面中心相对喷杆平面垂直距离为 80 cm，水平方向距执行喷头位置为 50 cm，喷杆作业高度低

端距离地面高度为 80 cm。摄像头相对喷头位置可调,以适应不同种植模式,最大程度保证对靶变量喷洒精度[32]。

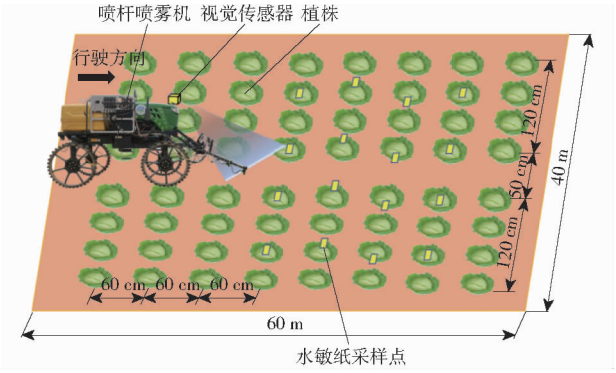


图 7 田间作业及水敏纸采样点示意图

Fig. 7 Schematic of field operation and water-sensitive paper sampling point

基于喷杆喷雾机的田间作业行驶速度 v、传感器的安装位置及目标检测信息,系统实时计算变量作业控制参数。试验中机具以恒定速度 v 为 1 m/s 行进,设视觉传感器图像采集宽度为 W_{Target}。预处理后目标特征参数(位置、尺寸)及目标检测距离为 d_1,电磁阀开启时间 T_1、关闭时间 T_2 及开关频率 f_1 计算式分别为

$$T_1 = \frac{W_{\text{Target}}}{v} \tag{7}$$

$$T_2 = \frac{d_1}{v} \tag{8}$$

$$f_1 = \frac{1}{T_1 + T_2} \tag{9}$$

3 田间试验与对靶喷雾性能测试

3.1 试验条件

为评估对靶喷雾系统实际田间作业效果,于 2024 年 12 月 3 日对整套喷雾系统在湖南省岳阳市君山区试验田开展实际田间性能测试,如图 8 所示。君山区位于湖南省东北部,地处长江与洞庭湖交汇地带,大田蔬菜种植面积大。试验田甘蓝按标准农艺种植:垄距 1.2 m,行距 50 cm,株距 60 cm。甘蓝株高为 30 ~ 50 cm,平均株高约 40 cm。试验期间天气晴,有微风,平均温度为 13.8 ~ 14.3℃,相对湿度为 36% ~43%。

3.2 材料与方法

主要材料包括水敏纸(35 mm × 110 mm,重庆六六山下)、AficioMP7502 型扫描仪、胭脂红试剂(pH 计型号 9270,Phygene)、FPV110 - 03 型扇形喷头、搭载视觉传感器的高地隙喷杆喷雾机、电子天平和标识牌等。为了保障人员安全,使用胭脂红溶液替代



图 8 高地隙喷杆喷雾机田间试验

Fig. 8 Field test of high gap spray boom sprayer

农药进行喷雾,试验过程喷雾机行驶速度为 1 m/s,为准确地评估喷雾系统雾化沉积均匀性以及对靶变量喷雾效果,田间试验使用水敏纸进行采样,使用回形针对水敏纸进行固定,对每垄甘蓝按照甘蓝的靶心中间位置、靶心左侧、靶心右侧边缘区域进行不同区域采样,其中每个采样点间隔两株甘蓝进行布置,如图 8b 所示。这一布置旨在验证智能喷洒系统对靶识别功能以及喷雾效果,水敏纸具体采样点布置示意图,如图 9 所示。

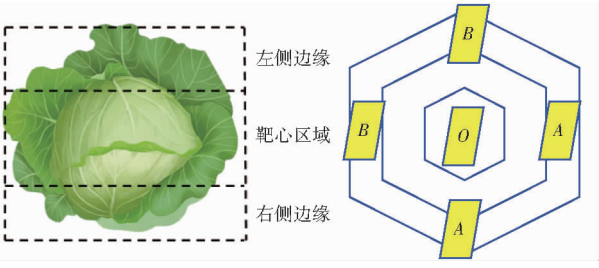


图 9 水敏纸采样布置示意图

Fig. 9 Schematic of water-sensitive paper sampling layout

3.3 甘蓝识别与田间试验

为验证改进 YOLO v8n 模型田间图像捕捉能力与应用的可行性,开展田间应用测试,评估对靶变量喷雾系统识别模块的目标捕捉能力及作业效率。根据甘蓝种植农艺喷施需求与变量喷洒精度要求,探究不同喷雾机行驶速度对图像识别精度的影响,设定 3 组行驶速度分别为 1、2、3 m/s,评估实际作业过程中系统的实际图像识别精度与能力。确定最佳田间作业速度后,依据大田甘蓝农艺条件(株距 60 cm,目标冠层宽度)进行株距和单个甘蓝靶标宽度测试。

3.4 田间雾化沉积性能试验

田间雾化沉积性能是验证对靶喷雾系统作业效率和可靠性的重要依据,为探究变量与常量喷雾模式的施药效果与可靠性,依据 ISO 24253 - 2《植物保护机械 大田作物沉积量的测试》[33],开展雾滴沉积分布测试,水敏纸布置如图 8b 所示。在相同区域布置水敏纸,分别进行常量与变量喷雾;基于喷杆的对称性,选取中间喷杆及邻近左右两侧喷杆段作为采样区域;每垄甘蓝选取中间区域布样,采样点间隔两株甘蓝;试验前预留 10 m 拟加速区域,试验后预留

20 m 作为减速缓冲区。通过水敏纸上的雾滴个数以及沉积密度对比 2 种模式的雾滴沉积分布状态，探究图像识别系统与变量施药系统的协同性能。试验后水敏纸样本如图 10 所示，雾滴覆盖率 C_d 和沉积密度 ρ_d 计算式为

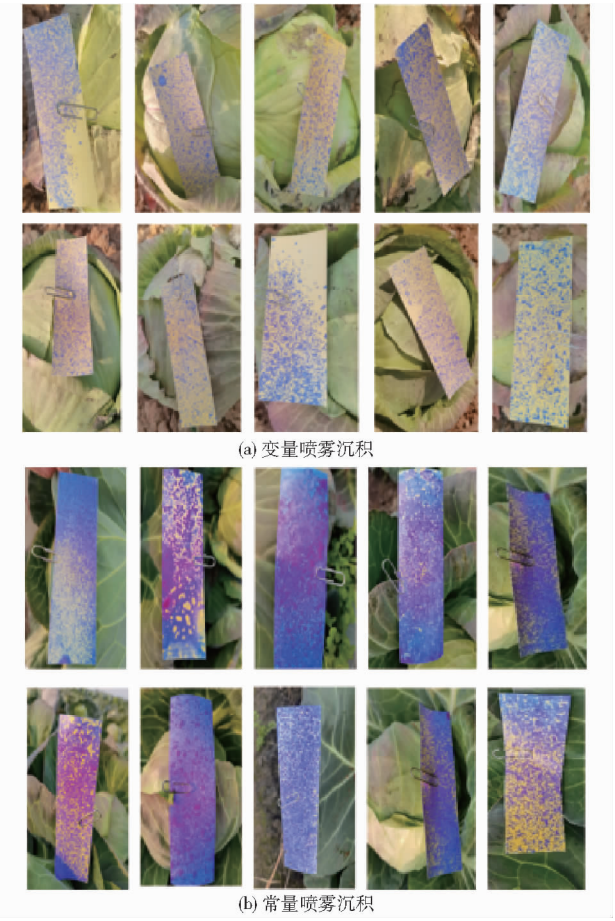
$$C_d = \frac{A_1}{A_2} \times 100\% \tag{10}$$

$$\rho_d = \frac{N_d}{A_2} \tag{11}$$

式中　A_1——水敏纸液滴覆盖面积

A_2——水敏纸区域总面积

N_d——水敏纸区域液滴总数



(a) 变量喷雾沉积

(b) 常量喷雾沉积

图 10　田间试验雾化沉积测试水敏纸样本

Fig. 10　Field test of automization deposition

为保障结果可靠性，试验结束后立即拍摄水敏纸样本并使用扫描仪扫描图像，采用 Depositscan 软件计算雾滴沉积密度，分析基于图像识别的变量喷洒系统的对靶精度与施药准确性；同时，采用甘蓝叶片表面雾滴量沉积变异系数评估雾滴沉积均匀性[17]。

4　试验结果与分析

4.1　改进 YOLO v8n 模型数据集测试结果

通过对不同模型在数据集上进行测试，采用平均精度均值(mAP)、识别精确率(P)、召回率(R)以及图像平均处理时间 4 种指标进行评价[34]，各模型测试结果均值如表 1 所示。由表 1 可知，原始 YOLO v8n 模型召回率可达 88.7%，但其平均单帧耗时较长为 20.3 ms，在高密度大田甘蓝精准施药的实际应用中难以满足实时性要求。尽管 Faster R-CNN 识别精确率可达 91.5%，但其图像处理时间显著长于其他模型，同样难以满足实时田间检测需求。此外，该模型对硬件性能要求较高、成本高，为高密度甘蓝实时检测带来挑战，不适用于实际农业病虫害防治与农业生产应用。

表 1　不同迁移模型的测试结果

Tab. 1　Test results of different migration models

模型	精确率/%	mAP@0.5/%	召回率/%	单帧耗时/ms
YOLO v8	88.1	77.9	87.9	22.7
SSD	81.9	72.4	81.7	29.3
Faster R-CNN	91.5	82.1	91.3	135.6
YOLO v5s	86.3	80.3	86.2	25.6
YOLO v8n	88.6	78.1	88.7	20.3

YOLO v8n-Kale 模型核心优势在于其实时检测速度快、精度高且延迟低，能有效适应大田环境高密度甘蓝检测需求，并与电磁阀快速响应联动，可满足田间施药要求。

改进 YOLO v8n-Kale 模型测试结果如表 2 所示。由表 2 可知，改进 YOLO v8n-Kale 模型精确率 90.2%，与 YOLO v8n 相比，提升 1.5 个百分点；检测速度提高 7.6 f/s；单帧耗时降低至 18.1 ms。模型精确率的改善，降低了田间甘蓝漏检的可能性，使模型可满足大田甘蓝田间防治精度需求，为田间甘蓝的精准施药提供了技术支撑。更有利于实际田间应用，且对高密度环境适应性更佳，确保了系统对甘蓝病虫害治理的可靠性，有助减少施药过程的农药浪费。

表 2　改进 YOLO v8n 模型测试结果

Tab. 2　Test results of improved YOLO v8n model

检测模型	精确率/%	浮点运算量	检测速度/(f·s^{-1})	模型参数量	单帧耗时/ms
YOLO v8	87.9	1.06×10^{10}	76.3	7.5×10^{6}	22.7
YOLO v8n	88.7	9.10×10^{9}	84.5	6.8×10^{6}	20.3
YOLO v8n-Kale	90.2	8.70×10^{9}	92.1	6.3×10^{6}	18.1

图 11 为实际田间测试结果，改进 YOLO v8n-Kale 能够精准识别高密度环境下的大田甘蓝。但改进模型仍然存在漏检的问题，可能因为引入注意力机制时对于模型的轻量化产生影响，削弱了其鲁

棒性。



(a) 对靶识别试验结果1 (b) 对靶识别试验结果2

图 11 YOLO v8n－Kale 实际田间甘蓝识别结果

Fig. 11 YOLO v8n－Kale's field-grown kale recognition results

4.2 不同占空比流量精度台架试验结果

为确保系统在田间作业的可靠性,通过台架试验测试不同压力下 PWM 占空比与流量的关系。利用 Origin 2021 软件进行线性回归分析,不同压力下占空比与电磁阀流量拟合曲线如图 12a 所示。结果表明,理论流量与实际测试流量精度接近,4 种喷雾压力下模型拟合决定系数 R^2 均大于 0.9,线性相关性显著。其中,0.1～0.4 MPa 综合模型平均决定系数 R^2 达 0.995 8[35],表明 PWM 占空比信号可反映 99.58% 的流量变化,因此,在该压力范围内喷雾流量数学模型可靠,最大相对误差为 4.1%,符合 ISO 5628－1《农林机械 喷雾机环境要求 第 1 部分:通用要求》的精准施药技术标准。图 12b 为不同压力下的系统实际流量测试结果,系统压力的增加对相同占空比的实际流量呈线性相关性,压力增加使流量稳定增加。

4.3 田间雾化沉积试验结果

由图 13 可知,甘蓝靶心区域覆盖率可达 23.8%,变异系数仅为 0.4%。相比常量喷雾,甘蓝表面整体覆盖率提升 5.2 个百分点,效果较为显著。靶心以外区域雾滴覆盖率变化较小,可能与改进算法的识别精准度提升有关,但对甘蓝整体病虫害治理影响较小。此外,常量喷雾模式各区域的覆盖率整体低于对靶变量喷雾,表明该系统在满足病虫害防治的同时,实现了高密度作物精准变量施药。田间雾化沉积试验结果表明,变量喷雾模式甘蓝采样点的雾滴覆盖率显著提升。符合 NYT 650—2013《喷雾机质量评价技术规范》中大田蔬菜雾滴覆盖率一般大于 20% 的标准。

图 14 为田间试验对甘蓝表面不同区域采样点水敏纸分析测试结果,使用 Deposit scan 雾滴软件进行分析不同喷洒模式雾滴沉积密度。在变量喷雾模式下,甘蓝采样点左侧与靶心沉积密度明显高于右侧采样点,靶心区域平均雾滴沉积密度达

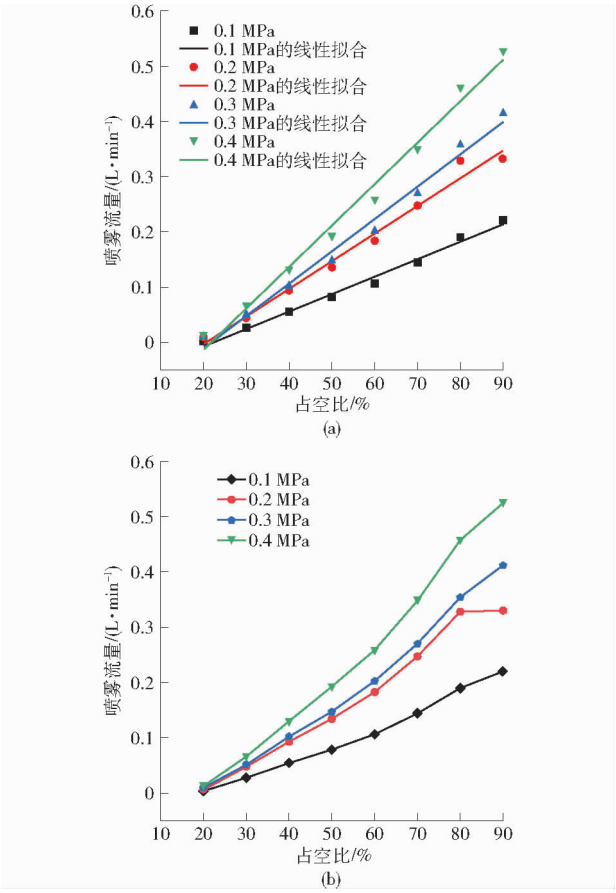


图 12 不同占空比电磁阀响应结果

Fig. 12 Response results of solenoid valve with different duty cycles

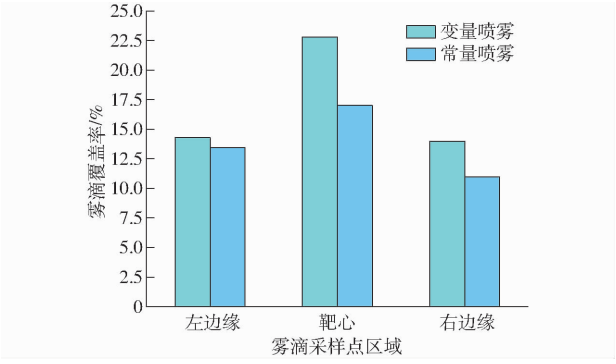


图 13 不同喷雾模式下甘蓝雾滴覆盖率

Fig. 13 Coverage of kale droplets under different spray modes

123.45 个/cm^2,相对于其他部位显著提高;右侧的沉积有所减少可能与雾滴漂移有关,但总体试验结果受环境影响可控[36－37]。常量喷洒模式下,非靶心区域(左右两侧)雾滴沉积量较高,平均雾滴沉积密度达 103.45 个/cm^2。这种广域覆盖虽增加整体田间覆盖率,但易导致农药浪费且对于田间的环境影响较大。与常量喷雾模式相比,对靶变量喷洒靶心沉积密度显著更高,平均雾滴沉积密度增量达 21.53 个/cm^2,表明系统能够有效实现靶心的定向喷洒,显著改善对株心病虫害防治效果。2 种模式下平均雾滴沉积密

度均大于 52.16 个/cm^2，符合 GB/T 8231.7—2002《农药合理使用准则(七)》相关要求[38]。田间试验结果证实，变量喷雾模式下靶心区域平均覆盖率达 23.42%，较常量喷雾模式覆盖率提高 7.72 个百分点；喷雾系统的作业稳定性适用于实际田间施药作业场景。

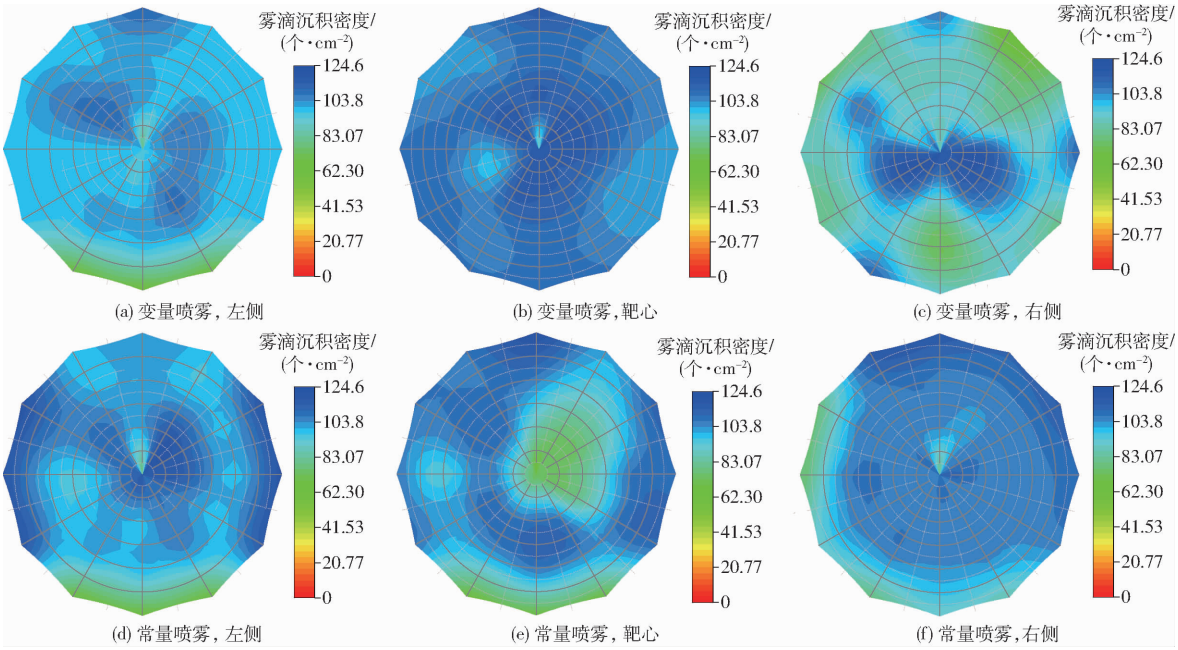


图 14　不同喷雾模式甘蓝叶片的雾滴沉积密度分布图

Fig. 14　Distribution of droplet deposition on leaves under different spraying modes of cabbage

5　结论

(1)所设计的基于视觉传感器的变量施药系统能够适应目标农艺种植条件，实现甘蓝的对靶变量施药作业。融合改进 YOLO v8n－Kale 算法的田间测试结果表明，在田间杂草较少且无严重遮挡条件下，目标识别平均精确率可达 90.2%，单帧图像处理时间缩短至 18.1 ms。虽存在少量漏检，但其整体能够满足高密度环境作业要求，验证了改进模型的可行性。

(2)对系统电磁阀进行不同占空比响应测试，结果表明，不同喷雾压力下 PWM 占空比-流量模型的拟合决定系数 R^2 均大于 0.9，线性相关性显著，验证了系统的稳定与可靠性，表明系统能够满足实际田间作业过程病虫害防治流量精确控制需求。

(3)田间试验结果表明，系统通过视觉传感器精准定位甘蓝靶心，实现了对靶变量施药。与常量喷雾相比，变量喷雾模式甘蓝靶心雾滴沉积密度显著提高，平均雾滴沉积密度增量 21.53 个/cm^2，甘蓝靶心区域覆盖率可达 23.8%，甘蓝表面整体覆盖率较常量喷雾提升 5.2 个百分点，且沉积均匀性变异系数仅 0.4%。整个甘蓝靶心雾滴沉积量均有显著提升且高于常规的作业病虫害防治标准，系统可以实现作物按需对靶变量施药。

参　考　文　献

[1]　金鑫，董祥，杨学军，等. 3WGZ－500 型喷雾机对靶喷雾系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2016,47(7):21－27.
JIN Xin, DONG Xiang, YANG Xuejun, et al. Design and experiment of target spraying system of 3WGZ－500 sprayer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(7):21－27. (in Chinese)

[2]　刘雪美，李扬，李明，等. 喷杆喷雾机精确对靶施药系统设计与试验[J]. 农业机械学报，2016,47(3):37－44.
LIU Xuemei, LI Yang, LI Ming, et al. Design and test of smart-targeting spraying system on boom sprayer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(3):37－44. (in Chinese)

[3]　杨文超，何进，周靖凯，等. 基于机器视觉和北斗定位的小麦变量喷雾系统研究[J]. 农业机械学报，2022,53(7):150－161.
YANG Wenchao, HE Jin, ZHOU Jingkai, et al. Design of wheat variable spray system based on machine vision and Beidou positioning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(7):150－161. (in Chinese)

[4]　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.
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. (in Chinese)

[5]　乔白羽，何雄奎，王志翀，等. 基于 LiDAR 扫描的高地隙宽幅喷雾机变量施药系统研制[J]. 农业工程学报，2020,

36(14):89 – 95.
QIAO Baiyu, HE Xiongkui, WANG Zhichong, et al. Development of variable-rate spraying system for high clearance wide boom sprayer based on LiDAR scanning[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(14): 89 – 95. (in Chinese)
[6] 赵学观, 郑申玉, 易克传, 等. 考虑喷雾高度的大田蔬菜对靶喷雾系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(11): 1 – 11.
ZHAO Xueguan, ZHENG Shenyu, YI Kechuan, et al. Design and experiment of the target-oriented spraying system for field vegetable considering spray height[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(11): 1 – 11. (in Chinese)
[7] 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. (in Chinese)
[8] 李秋洁, 郑加强, 周宏平, 等. 基于变尺度格网索引与机器学习的行道树靶标点云识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 32 – 37.
LI Qiujie, ZHENG Jiaqiang, ZHOU Hongping, et al. Point cloud recognition of street tree target based on variable-scale grid index and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 32 – 37. (in Chinese)
[9] ALAM M S, ALAM M, TUFAIL M, et al. TobSet: a new tobacco crop and weeds image dataset and its utilization for vision-based spraying by agricultural robots[J]. Applied Sciences-Basel, 2022, 12(3): 19.
[10] LI J, SHI Y, LAN Y, et al. Vertical distribution and vortex structure of rotor wind field under the influence of rice canopy [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 159: 140 – 146.
[11] LI H, GUO C, YANG Z, et al. Design of field real-time target spraying system based on improved YOLO v5[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 1072631.
[12] POKHAREL P, SHARDA A, FLIPPO D, et al. Design and systematic evaluation of an under-canopy robotic spray system for row crops[J]. Smart Agricultural Technology, 2024, 8: 100510.
[13] 袁鹏成, 李秋洁, 邓贤, 等. 基于 LiDAR 的对靶喷雾实时控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊1): 273 – 280.
YUAN Pengcheng, LI Qiujie, DENG Xian, et al. Design and experiment of real-time control system for target spraying based on LiDAR [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 273 – 280. (in Chinese)
[14] 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. (in Chinese)
[15] 张辉, 胡军, 石航, 等. 融合远端深度学习识别模型的白菜株心精准对靶喷雾系统[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(6): 85 – 95.
ZHANG Hui, HU Jun, SHI Hang, et al. Precision target spraying system integrated with remote deep learning recognition model for cabbage plant centers[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(6): 85 – 95. (in Chinese)
[16] 姜红花, 白鹏, 刘理民, 等. 履带自走式果园自动对靶风送喷雾机研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(增刊): 189 – 195.
JIANG Honghua, BAI Peng, LIU Limin, et al. Caterpillar self-propelled and air-assisted orchard sprayer with automatic target spray system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.): 189 – 195. (in Chinese)
[17] 陈泽鸿, 陈建泽, 宋淑然, 等. 果园悬挂式柔性对靶喷雾装置研制与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(18): 11 – 20.
CHEN Zehong, CHEN Jianze, SONG Shuran, et al. Development and experiments of the hanging flexible targeted spray device for orchards[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(18): 11 – 20. (in Chinese)
[18] ZHENG S, ZHAO X, ZHANG X, et al. Design of an intermittent herbicide spray system for open-field cabbage and plant protection effect experiments[J]. Agronomy-Basel, 2023, 13(2): 286.
[19] 姜红花, 刘理民, 柳平增, 等. 面向精准喷雾的果树冠层体积在线计算方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 120 – 129.
JIANG Honghua, LIU Limin, LIU Pingzeng, et al. Online calculation method of fruit trees canopy volume for precision spray [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 120 – 129. (in Chinese)
[20] 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 Hanjie, ZHAI Zhangyuan, WANG Xiu, et al. Design and experiment of the orchard target variable spraying control system based on LiDAR[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(3): 11 – 21. (in Chinese)
[21] 张春凤, 张萌, 邹伟, 等. 错相位驱动 PWM 变量喷雾系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2025, 41(16): 25 – 34.
ZHANG Chunfeng, ZHANG Meng, ZOU Wei, et al. Design and experment of staggered-phase driven PWM variable-rate spray system[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(16): 25 – 34. (in Chinese)
[22] 王鑫蕊, 吴沛然, 庄朝淳, 等. LiDAR 和双目传感数据在果树变量喷雾的应用[J]. 激光与红外, 2023, 53(3): 346 – 354.

WANG Xinrui, WU Peiran, ZHUANG Chaochun, et al. Application of LiDAR and binocular sensing data in fruit trees variable spray[J]. Laser & Infrared, 2023, 53(3): 346 - 354. (in Chinese)

[23] GU J, ZHU H, DING W, et al. Droplet size distributions of adjuvant-amended sprays from an air-assisted five-port PWM nozzle [J]. Atomization and Sprays, 2011, 21(3): 263 - 274.

[24] SALCEDO R, ZHU H, ZHANG Z, et al. Foliar deposition and coverage on young apple trees with PWM-controlled spray systems[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105794.

[25] LI L, HE X, SONG J, et al. Design and experiment of variable rate orchard sprayer based on laser scanning sensor[J]. International Journal of Agriculture and Biological Engineering, 2018, 11(1): 101 - 108.

[26] JIANG P, QI A, ZHONG J, et al. Field cabbage detection and positioning system based on improved YOLO v8n[J]. Plant Methods, 2024, 20(1): 96.

[27] CHEN W, LIU M, ZHAO C, et al. MTD - YOLO: multi-task deep convolutional neural network for cherry tomato fruit bunch maturity detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108533.

[28] ZHANG C, ZHAI C, ZHANG M, et al. Staggered-phase spray control: a method for eliminating the inhomogeneity of deposition in low-frequency pulse-width modulation (PWM) variable spray[J]. Agriculture-Basel, 2024, 3(14): 456.

[29] FU H, ZHAO X, WU H, et al. Design and experimental verification of the YOLO v5 model implanted with a transformer module for target-oriented spraying in cabbage farming[J]. Agronomy-Basel, 2022, 12(10): 21.

[30] XUE X, LUO Q, JI Y, et al. Design and test of Kinect-based variable spraying control system for orchards[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1297879.

[31] CAMPOS J, ZHU H, JEON H, et al. Assessment of PWM solenoid valves to manipulate hollow-cone nozzles with different modulation frequencies[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2023, 39(2): 235 - 244.

[32] QIAO B, HAN L, WANG Z, et al. Design and testing of an intelligent variable-rate spraying system based on LiDAR-guided application[J]. Crop Protection, 2024, 184: 106874.

[33] 肖珂, 郝毅, 高冠东. 果园自动变距精准施药系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 137 - 145.
XIAO Ke, HAO Yi, GAO Guandong. Design and experiment of automatic variable-distance precison spraying system in orchard[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 137 - 145. (in Chinese)

[34] ZHENG J, WANG X, SHI Y, et al. Keypoint detection and diameter estimation of cabbage (*Brassica oleracea* L.) heads under varying occlusion degrees via YOLO v8n - CK network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109428.

[35] ORTIZ C, TORREGROSA A, SAIZ-RUBIO V, et al. Vibration analysis of pulse-width-modulated nozzles in vineyard blast sprayers[J]. Horticulturae, 2023, 9(6): 11.

[36] 王浩云, 闫茹琪, 周小莉, 等. 基于局部点云的苹果外形指标估测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 205 - 213.
WANG Haoyun, YAN Ruqi, ZHOU Xiaoli, et al. Apple shape index estimation method based on local point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 205 - 213. (in Chinese)

[37] 王国宾, 李烜, JOHN A, 等. 田间农药雾滴精准采样技术与发展趋势[J]. 农业工程学报, 2021, 37(11): 1 - 12.
WANG Guobin, LI Xuan, JOHN A, et al. Current status and prospects of precise sampling of pesticide droplets[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(11): 1 - 12. (in Chinese)

[38] 薛秀云, 许旭锋, 李震, 等. 基于叶墙面积的果树施药量模型设计及试验[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 16 - 22.
XUE Xiuyun, XU Xufeng, LI Zhen, et al. Design and experimentation of a pesticide application model for fruit trees based on canopy leaf area[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(2): 16 - 22. (in Chinese)