doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.014

激光除草多目标识别定位与作业顺序规划研究

徐　宏[1]　施国英[1,2]　李文显[1]　李　扬[1,2]　张观山[1,2]　李天华[1,2]
（1.山东农业大学机械与电子工程学院，泰安 271018；2.山东省智慧园艺设施与装备重点实验室，泰安 271018）

摘要：针对激光除草多目标识别定位困难、空间分布复杂导致的作业顺序规划效率低问题，设计了一种基于伺服滑台的激光除草装置，并提出基于 X 轴约束的局部优化路径（X-axis-constrained optimization path，XOP）规划方法。该方法采用 YOLO 11n 实现杂草目标检测，并结合生长点识别结果与深度信息解算杂草空间坐标，以实现杂草生长点的精确定位与作业控制。依据相机视野范围内目标数量构建低、中、高 3 种密度仿真场景，并与随机路径（Random path，RP）、模拟退火算法路径（Simulated annealing path，SAP）、X 轴引导最近邻路径（X-axis-guided nearest neighbor path，XP）及 XOP 进行对比分析。同时开展田间试验验证方法有效性。结果表明，在仿真环境中，XOP 在 3 种密度工况下均表现出 X 方向单向连续运行特性，路径长度分别为 31.23、87.00、190.29 cm，整体路径效率优于对比方法，其中中、高密度场景较 XP 分别降低 18.38% 与 37.52%。在田间试验中，XOP 作业时间分别为 12、36、85 s；在高密度场景下较 XP（105 s）降低 19.0%。该装置平均杂草检测率为 94.17%，漏识别率为 4.76%，生长点定位均方根误差（Root mean square error，RMSE）为 2.58 mm，平均定位误差为 2.41 mm，除草率达到 90.82%，伤苗率为 5.06%，验证了所提出的 XOP 方法在不同杂草密度场景下具有良好的作业效率与稳定性。

关键词：激光除草；多目标杂草识别定位；路径规划；作业效率
中图分类号：TP391.41；S224.9　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)23-0151-10　　**OSID**：

Multi-target Weed Recognition, Localization, Operation Sequence Planning, and Experiment on Laser Weeding

Xu Hong[1]　Shi Guoying[1,2]　Li Wenxian[1]　Li Yang[1,2]　Zhang Guanshan[1,2]　Li Tianhua[1,2]
(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Tai'an* 271018, *China*
2. *Shandong Key Laboratory of Intelligent Horticultural Facilities and Equipment*, *Tai'an* 271018, *China*)

Abstract: Aiming to address the low efficiency of operation sequence planning caused by multi-target weed recognition and localization and the complex spatial distribution in laser weeding, a laser weeding system was developed based on a servo sliding platform and an X-axis-constrained optimization path (XOP) planning method was proposed. The proposed method adopted YOLO 11n for weed detection and integrated growth point recognition with depth information to estimate the spatial coordinates of weeds, enabling precise localization of weed growth points for operation control. Simulation scenarios with low, medium, and high weed densities were constructed based on the number of targets within the camera field of view, and comparative experiments were conducted against random path (RP), simulated annealing path (SAP), X-axis-guided nearest neighbor path (XP), and the proposed XOP method. Field experiments were further carried out to validate the effectiveness of the proposed approach. The results showed that in simulation, the XOP method exhibited continuous unidirectional motion along the X-axis across all density conditions, with path lengths of 31.23 cm, 87.00 cm, 190.29 cm, respectively. Compared with the XP method, the proposed approach reduced path length by 18.38% and 37.52% under medium and high density conditions, respectively. In field experiments, the operation time of XOP was 12 s, 36 s, 85 s, which was reduced by 19.0% compared with that of XP (105 s) under high-density conditions. The developed system achieved an average weed detection accuracy of 94.17%, with

收稿日期：2026-07-06　修回日期：2026-08-17
基金项目：山东省蔬菜产业技术体系项目（SDARS-05-12）
作者简介：徐宏（1990—），女，博士生，主要从事农业信息化与智能控制技术研究，E-mail：xhongmail@163.com
通信作者：李天华（1976—），男，教授，博士生导师，主要从事智能农机装备研究，E-mail：lth5460@163.com

a missed detection rate of 4.76%. The weed growth point localization root mean square error (RMSE) was 2.58 mm, and the average localization error was 2.41 mm. The weed removal rate reached 90.82%, while the crop injury rate was 5.06%. These results demonstrated that the proposed XOP method exhibited high operational efficiency and stability under different weed density conditions.

Key words: laser weeding; multi-target weed recognition and localization; path planning; operational efficiency

0 引言

杂草与作物竞争光照、养分和水分,严重时可造成30% ~60%的产量损失,并降低农产品品质[1]。传统化学与人工除草方法分别存在环境污染、抗药性增强以及劳动力成本高等问题[2-5],难以满足现代农业高效、绿色与精准化生产需求。尤其在苗期作物近邻区域,作物与杂草空间间距小,对除草作业的定位与执行精度提出了更高要求。因此,作物苗期杂草防控的智能化除草技术研究具有重要意义[6-8]。

激光除草作为一种新型非接触式物理除草技术,通过高能激光对杂草关键组织进行定点辐照,在精准除草领域具有良好应用前景。早期研究主要关注激光对杂草顶端分生组织的剂量效应及能量模型[9-12]。随着机器视觉与智能控制技术的发展,激光除草逐渐结合自动识别系统,实现对作物周围杂草的精准辐照[13-16]。尽管深度学习在农田杂草识别方面取得了显著进展[17-19],但在复杂田间环境下实现高效、安全的激光除草仍面临挑战,尤其难以在复杂田间条件下同时满足杂草定位精度、作业效率与运动连续性的协同优化需求。近年来,不同路径生成策略被用于优化除草效率。例如,有基于离线路径数据库与在线优化的多查询路径规划方法[20]、基于块坐标下降(BCD)的局部-全局路径优化方法[21],以及蛇形路径[22]和螺旋曲线路径[23]等策略。这些方法在一定程度上提高了除草作业效率,但在不同杂草密度条件下,仍难以兼顾作业效率与作物安全性。

针对上述问题,本文以胡萝卜苗期杂草为研究对象,构建集移动平台、视觉识别模块、激光执行机构与运动控制模块于一体的激光除草装置,并提出XOP规划方法,以提升多目标场景下的作业效率。该装置采用YOLO 11n模型实现杂草与生长点检测,并结合深度信息完成目标空间坐标解算。针对多目标杂草连续激光作业过程中执行机构频繁换向及系统响应时延问题,结合滑台横向运动特性与激光器角度调节需求,对比分析RP、SAP、XP及XOP路径规划方法,建立适用于激光除草的路径优化方法。最后,在不同杂草密度条件下对系统除草性能进行试验验证,以评估路径规划方法对激光除草效率的影响。

1 激光除草系统平台设计

激光除草系统平台结构如图1所示,主要由识别部分、决策部分和执行部分组成。识别部分采用深度相机、补光灯与YOLO识别算法,实时采集田间图像并检测杂草和杂草生长点。其中,深度相机获取目标的空间信息,YOLO算法则通过深度学习模型对杂草进行高效识别与定位,为后续路径规划提供精确的空间坐标数据。



图1 激光除草系统平台构成图

Fig. 1 Architecture of laser weeding system platform

决策部分基于识别模块的输出数据,通过路径规划算法生成除草作业的最优路径。该算法综合考虑杂草分布及运动平台行走约束,以优化平台运动轨迹并降低除草作业时间。

执行部分包括激光除草末端机构和移动底盘。激光除草末端机构通过控制模块调节激光束作用位

置，实现杂草清除。移动底盘由直流电机、驱动链条、链轮、齿轮和编码器等部件构成，通过 STM32 主控系统协调各部件的运动。装置结构示意图如图 2 所示。

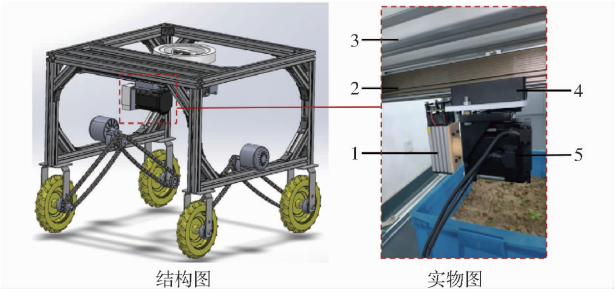

图 2　激光除草装置

Fig. 2　Laser weeding device

1. 激光器　2. 滑台　3. 型材架　4. 滑块　5. 伺服电机

1.1　移动底盘结构

移动底盘设计用于沿作物垄方向执行除草作业，能够保持行驶稳定，并具备良好的通过性与运动控制性能。设计参数如表 1 所示。

表 1　移动底盘主要设计参数

Tab. 1　Main design parameters of mobile chassis

技术参数	数值/型式
整车尺寸(长×宽×高)/(mm×mm×mm)	800×800×780
最大载质量/kg	60
转向方式	差速转向
驱动方式	两轮驱动
电机电压、功率/(V/W)	48、350
锂电池电压、容量/(V/A·h)	48、30
行驶速度/(cm·s^{-1})	1～10

1.2　激光除草末端执行机构

激光除草末端执行机构主要由型材架、直线滑台、伺服电机及半导体蓝光激光器组成，如图 2 所示。

直线滑台安装在 4040 铝型材车架上，伺服电机通过连接板安装在滑台滑块上，激光器安装在伺服电机轴上。该末端执行机构通过滑台横向位置调节，利用伺服电机驱动激光器进行纵向角度偏转，从而实现对杂草生长点的精确定位。

其中，半导体蓝光激光器配备专用驱动控制模块，通过脉宽调制(PWM)方式调节激光器驱动电流，实现激光输出功率的精确控制。滑台定位精度为 1 mm，可满足杂草生长点定位的运动需求。该系统运行自主开发的控制程序，通过实时调节 PWM 占空比实现激光功率动态控制，并结合目标位置信息完成激光除草作业。

1.3　激光除草作业流程

移动底盘与激光除草末端执行机构均由锂电池提供动力。系统工作时，STM32 主控实时接收左右驱动轮编码器反馈信息，根据控制算法计算各电机的目标转速，并通过驱动器输出 PWM 信号控制电机，实现左右轮独立驱动。驱动电机通过链条分别连接前后轮，使底盘稳定前进，同时速度控制算法保证平台行驶速度精确可控。

深度相机实时采集田间作物图像信息，通过杂草识别算法与坐标转换算法提取杂草生长点的三维空间坐标，并将该坐标数组传输至激光控制模块。根据杂草 X 坐标控制滑台运动；同时利用 Y 坐标与 Z 坐标计算激光器偏转角度，实现激光束对目标位置的精准指向。图 3 中激光束根据视觉定位结果作用于杂草生长点。

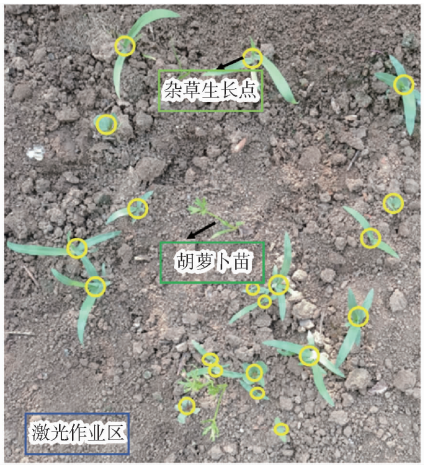

图 3　胡萝卜田实况

Fig. 3　Field conditions of carrot farmland

2　杂草识别与定位方法

2.1　数据集构建

为进行胡萝卜田杂草识别与定位，在山东省新泰市西张庄镇的胡萝卜试验田采集了图像数据，采集时间为 2024 年 8 月至 2025 年 10 月。采集设备为 RealSense D435i 型相机，主要针对饭包草、牛筋草、香附子和附地菜的幼苗进行图像采集，如图 4 所示。为提升模型训练效果与效率，所有图像统一调整为 640 像素×480 像素，并经筛选形成 1 874 幅高质量图像。研究进一步采用 5 种数据增强策略，包括噪声添加、亮度调整、旋转、平移及镜像翻转，将数据集扩展至 5 622 幅图像，为模型训练与性能验证提供了充分的数据支撑。

2.2　杂草识别

采用 YOLO 11 作为杂草幼苗识别算法，在实际应用前需对网络模型进行整体训练。训练平台为 Windows 10 操作系统，配备 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU(显存 24 576 MB)，环境配置为 Python 3.8.18、PyTorch 2.1.2 和 CUDA 11.8。



图 4 胡萝卜田杂草幼苗图

Fig. 4 Weed seedlings in carrot field

YOLO 11n 为初始训练模型，初始学习率为 0.01，权重衰减为 0.000 5，动量为 0.937。模型训练迭代了 300 次，批量大小为 16，优化器采用 SGD。训练过程中，将训练图像及其标注文件输入深度学习网络进行迭代训练，最终生成模型权重文件。损失函数表现出收敛性且振荡幅度较小，最终损失值为 1.01。模型性能通过平均精度均值（mAP）进行评估，mAP 为 0.9，检测时间为 2 ms。

2.3 杂草生长点定位

为实现胡萝卜田杂草生长点的精确定位，本研究采用分阶段识别策略，在完成杂草目标检测后，进一步利用 YOLO 11n 模型对杂草生长点进行识别。由于杂草叶片形态、展开方向及生长状态存在差异，其几何中心位置与实际生长点位置并不完全重合，直接采用杂草中心作为激光作用点易产生定位偏差。针对 2～3 叶期杂草植株形态相对稳定、生长中心特征较为明显的特点，对杂草生长点进行单独标注与识别，从而获得更准确的生长点位置，为后续激光精准作业提供定位依据。

首先获取杂草生长点在图像坐标系中的二维像素坐标 (u,v)。结合深度相机内参 (f_x,f_y,c_x,c_y) 将二维像素坐标与深度值联合解算，得到杂草在相机坐标系中的三维空间坐标 (X_c,Y_c,Z_c)，随后通过相机外参矩阵，将其转换到激光除草装置的工作坐标系，实现生长点的空间定位。其公式为

$$X_w = X_T - (u - c_x)Z/f_x \tag{1}$$

$$Y_w = Y_T - (v - c_y)Z/f_y \tag{2}$$

$$Z_w = Z - Z_T \tag{3}$$

式中 (c_x,c_y)——相机主点在像素坐标系中坐标，分别为 317.994、235.437 像素

(X_T,Y_T,Z_T)——相机坐标系原点与激光末端执行机构坐标系原点之间的平移量，在本文为 (140,290,123) mm

(f_x,f_y)——相机内参中水平方向和垂直方向的等效焦距，分别为 615.045、613.964 像素

(X_w,Y_w,Z_w)——杂草生长点在激光除草装置工作坐标系中的三维坐标

激光器转动角度示意图如图 5 所示，其角度表达式为

$$\beta = 90° - \arctan(|Z_w - z_j| / \sqrt{(X_w - x_j)^2 + (Y_w - y_j)^2}) \tag{4}$$

式中 β——激光器转动角

(x_j,y_j,z_j)——激光器在世界坐标系中的坐标

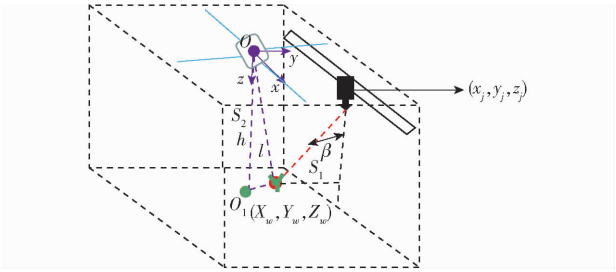

图 5 激光器转动角度示意图

Fig. 5 Schematic of laser rotation angle

图 5 中 l 为杂草生长点的深度，S_1 为激光发射光束与杂草坐标组成的平面，S_2 为相机坐标原点与杂草深度组成的平面。

3 激光除草 XOP 路径规划方法

为提高激光除草装置田间作业效率，本文针对多目标杂草生长点激光除草顺序问题提出了 XOP 方法，并与 RP、SAP[24] 及 XP 方法进行对比分析，以验证所提方法在路径长度、换向频率及作业时间方面的优化效果。

其中，RP 方法采用随机方式生成目标访问序列，作为路径规划性能的基准方法；XP 方法根据目标空间分布特征，结合最近邻策略生成初始访问路径，通过 X 方向引导降低路径无序性，但仍存在局部回退与折返问题。SAP 方法通过预试验确定初始温度为 100，最大迭代次数为 300，终止温度为 0.01。

针对多目标访问和区域作业任务，已有旅行商问题（Traveling salesman problem，TSP）类路径规划方法和覆盖路径规划方法通常以路径长度、访问顺序或区域覆盖效率为主要优化目标[21,24]。其中，激光除草过程中的多目标作用点访问问题与 TSP 具有一定相似性，均需要在多个离散目标点之间确定

访问顺序，并通过路径代价函数实现访问路径优化[21]。进一步地，约束 TSP 通过引入任务限制、资源限制或运动约束，实现满足约束条件下的路径优化[25]。然而，现有约束 TSP 方法通常面向通用任务约束或机器人运动约束进行路径优化，而农业装备执行机构中存在的运动方向限制、频繁换向代价等特定作业约束，需要结合具体应用场景进行针对性建模。

此外，覆盖路径规划（Coverage path planning，CPP）主要面向连续作业区域遍历任务，强调区域覆盖完整性和轨迹连续性[23]，而激光除草任务主要针对离散杂草生长点进行逐点精准作用，因此两者在任务对象和优化目标方面存在差异。针对离散目标访问任务，不同路径规划方法在路径优化目标、目标访问方式以及运动约束形式等方面存在差异，具体特点如表 2 所示。基于上述分析，本文在多目标访问路径优化框架基础上引入 X 轴单调运动约束，提出 XOP 路径规划方法。

表 2　不同路径规划方法特点

Tab. 2　Characteristics of different path planning methods

路径方法	优化目标	任务对象	运动约束	特点
蛇形路径[22]	区域覆盖	连续作业区域	无	结构简单，但对非规则目标分布适应性不足
最近邻[26]	基于局部距离准则	多个作用目标	无	计算速度快，但易陷入局部贪婪选择
SAP[24]	路径代价优化	多个作用目标	弱	优化能力强，但计算复杂度较高
XP	X 方向引导最近邻规划	多个作用目标	X 方向优先引导	减少部分往返，但缺少局部优化
XOP	路径长度与换向代价优化	多个作用目标	X 轴单调约束	降低非必要运动，提高作业效率

该方法将多个杂草作用点访问问题转化为局部子区间访问顺序优化问题，通过减少执行机构冗余运动和换向次数，提高激光精准作用过程中的运动连续性。

首先，根据目标点 X 坐标进行排序，并在满足 X 轴单调约束条件下采用贪婪最近邻策略生成初始访问序列。随后，将路径划分为若干 X 轴局部子区间，在各子区间内引入自适应模拟退火算法进行访问顺序优化，通过局部扰动搜索降低路径代价。

自适应模拟退火过程中，在不破坏全局 X 轴单调约束的前提下，仅对局部子区间内节点顺序进行优化，从而兼顾全局运动连续性和局部路径优化能力。算法参数设置与 SAP 方法保持一致，以保证不同路径规划方法比较的公平性。

假设路径为

$$P=(p_1,p_2,\cdots,p_n) \tag{5}$$

综合考虑路径长度、激光作用时间以及平台换向代价，构建综合代价函数

$$F(P)=w_1L(P)+w_2T(P)+w_3N_{turn} \tag{6}$$

式中　w_1、w_2、w_3——综合代价函数中路径长度、作业时间和换向惩罚项的权重系数

其中，路径长度 $L(P)$ 为

$$L(P)=\sum_{i=1}^{n-1}d(p_i,p_{i+1}) \tag{7}$$

式中　$d(p_i,p_{i+1})$——连续作用点之间的欧氏距离

作业时间 $T(P)$ 为

$$T(P)=\sum_{i=1}^{n}t_i \tag{8}$$

式中　t_i——第 i 个目标的激光作用时间

换向惩罚 N_{turn} 为

$$N_{turn}=\sum_{i=2}^{n}\delta(D_i,D_{i-1}) \tag{9}$$

其中

$$\sum_{i=2}^{n}\delta(D_i,D_{i-1})=\begin{cases}1 & (D_i\neq D_{i-1})\\ 0 & (D_i=D_{i-1})\end{cases} \tag{10}$$

$$D_i=\begin{cases}1 & (x_i-x_{i-1}>x_{threshold})\\ 0 & (|x_i-x_{i-1}|\leqslant x_{threshold})\\ -1 & (x_i-x_{i-1}<-x_{threshold})\end{cases} \tag{11}$$

式中　D_i——第 $i-1$ 个目标点到第 i 个目标点的 X 方向运动状态

$x_{threshold}$——换向判定阈值，为正值，取 2 cm

算法步骤如下：

（1）目标点 X 方向单调约束排序

获取视觉系统识别的杂草幼苗生长点坐标集合

$$W=\{(x_i,y_i,z_i)\mid i=1,2,\cdots,n\} \tag{12}$$

按照 X 坐标递增排序

$$x_1\leqslant x_2\cdots\leqslant x_n \tag{13}$$

（2）局部区间划分

根据设定的 X 轴窗口宽度 $\Delta X(x_k,x_k+\Delta X)$，将目标划分为若干局部子集

$$M=\{M_1,M_2,\cdots,M_q\} \tag{14}$$

根据目标空间分布动态调整窗口宽度 ΔX：目标密集时减小窗口，提高搜索效率；目标分散时增大窗口，提高路径连续性。

（3）局部路径初始化与初始解生成

针对每个局部子集，根据目标空间分布生成初始访问序列。首先按照 Y 方向排序建立基础路径，再采用受 X 轴单调约束的贪婪最近邻策略修正访

问顺序,生成初始可行解。

(4)自适应模拟退火优化与局部邻域搜索

采用 SA 算法对局部子区间访问序列进行优化,通过节点交换、插入及区间重排产生候选解,并根据综合代价变化量 ΔF 调整温度参数。其中,温度参数采用自适应衰减策略更新,衰减系数由路径代价变化量动态确定,其更新过程为

$$\Delta F = F(P_{q,new}) - F(P_{q,old}) \tag{15}$$

$$T_{k+1} = \tau_k T_k \tag{16}$$

$$\tau_k = f(\Delta F) \tag{17}$$

式中 $P_{q,new}$、$P_{q,old}$——第 q 个局部子区间扰动后和扰动前访问路径

τ_k——第 k 次迭代的温度衰减系数

T_k——第 k 次迭代的温度参数

利用 Metropolis 准则判断是否接受新的访问序列,从而实现局部搜索与跳出局部最优之间的平衡。

(5)全局路径连接

各局部子区间优化结果按照 X 轴递增顺序连接,并根据相邻区域目标分布选择距离较短、方向变化较小的连接节点,实现路径平滑衔接,全局访问路径公式为

$$P = P_1 \cup P_2^{rev} \cup P_3 \cup P_4^{rev} \cdots P_k \tag{18}$$

式中 P——全局杂草访问路径

P_i——第 i 个局部优化路径,$i = 1,3,5\cdots$

P_i^{rev}——第 i 个局部路径的反向序列,$i = 2,4,6\cdots$

XOP 流程如图 6 所示。该方法通过 X 轴单调约束减少无效往返运动,并结合局部优化降低路径代价,实现激光作用点的连续访问。

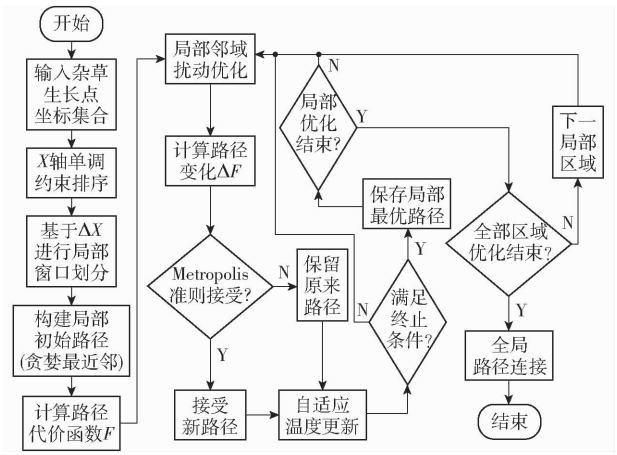

图 6 XOP 规划流程图

Fig. 6 Flowchart of XOP path planning method

4 试验与结果

4.1 除草试验方案

试验于 2026 年 3—5 月在山东农业大学园艺实验站进行,如图 7 所示。系统运行的计算平台为 Intel Core i5 - 9300H CPU, NVIDIA GeForce GTX 1650 显卡(4 GB 显存),内存 16 GB。



图 7 激光除草装置田间作业现场

Fig. 7 Field operation scene of laser weeding device

试验系统由移动滑台、驱动机构、激光执行模块与视觉感知系统组成。其中,滑台有效行程为 50 cm,用于限定系统横向作业范围。横向运动由 57 步进电机驱动(24 V 供电,步距角 1.8°),纵向执行由 750 W 伺服电机控制(48 V 供电,17 位绝对值型编码器)。激光执行模块采用 60 W 半导体蓝光激光器,通过 PWM 信号实现功率调节,以满足不同辐照需求。视觉感知系统采用 Intel RealSense 深度相机,图像分辨率为 640 像素 ×480 像素,并配备辅助补光装置以增强复杂光照条件下的成像稳定性。

试验过程中结合卷尺、钢尺、水平仪、角度测量仪等工具完成系统标定与误差测量。激光除草装置采用“走—停—除草”作业模式,在平台静止状态下完成当前视野内杂草生长点识别定位、路径规划及激光除草作业。

4.2 除草顺序路径规划试验

4.2.1 不同除草顺序路径规划对比

根据 RealSense D435i 型深度相机在 30 cm 高度下的视场范围(23 cm ×44 cm),将视场内杂草数量划分为低、中、高 3 种密度(3 ~7 株、8 ~15 株和 16 ~25 株),并选取 5 株、12 株和 20 株作为代表工况,对比 RP、SAP、XP 和 XOP 方法的路径性能。

由图 8 可见,各方法均能够完成多目标路径规划任务,但路径运动形式存在明显差异。RP 方法由于缺少运动方向约束,路径中存在较多无规则往返运动;SAP 方法能够降低部分冗余距离,但仍存在局部绕行;XP 方法利用 X 方向信息进行目标排序,但仍可能出现方向切换;相比之下,XOP 路径保持 X 方向单调变化特性,运动轨迹更加连续。

为进一步量化分析不同路径规划方法的执行性能,对路径长度和换向次数进行统计,结果如表 3 所示。需要指出的是,由于 RP 方法不存在连续方向

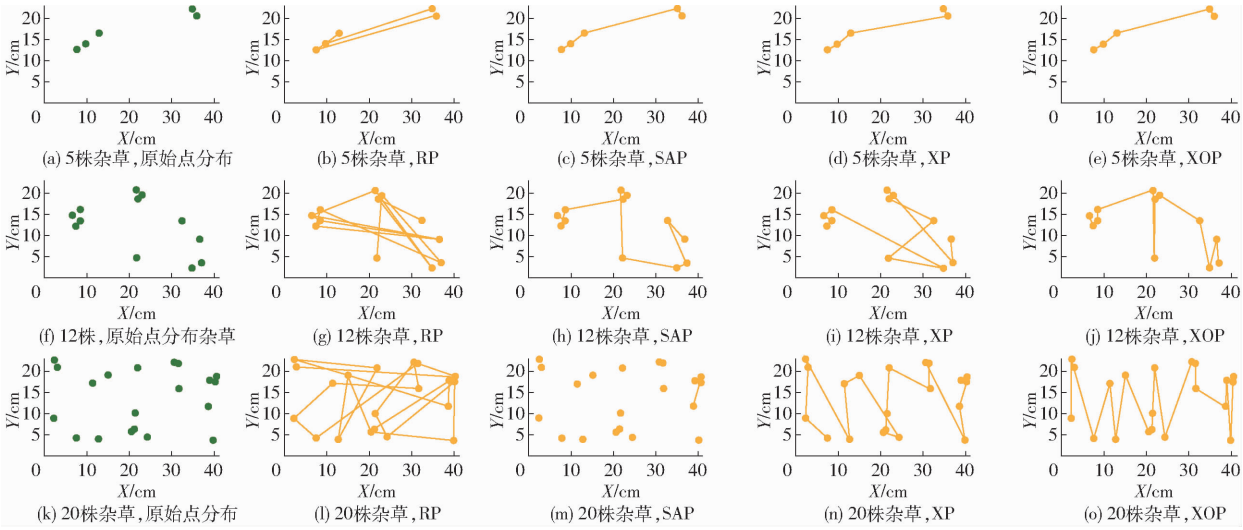

图 8　不同密度下激光除草路径规划图

Fig. 8　Laser weeding path planning under different weed densities

表 3　仿真环境下不同杂草密度场景的路径规划性能

Tab. 3　Path planning performance under different weed density scenarios in simulation environment

杂草密度	规划方法	路径长度/cm	换向次数
低	PR	66. 72	
	SAP	31. 23	0
	XP	31. 91	1
	XOP	31. 23	0
中	RP	202. 26	
	SAP	73. 66	6
	XP	106. 59	9
	XOP	87. 00	0
高	RP	331. 72	
	SAP	162. 31	8
	XP	152. 32	13
	XOP	190. 29	0

约束，其 X 方向轨迹波动较大，采用方向变化统计换向次数会产生“伪换向”现象，因此未对其换向次数进行评价。由表 3 可知，随着杂草密度增加，待访问作用点增多，执行机构需要移动更长的距离。相比 RP 方法，XOP 在不同密度条件下路径长度分别降低 53. 19%、56. 99% 和 42. 64%，平均降低 50. 94%。与 XP 相比，在中、高密度条件下分别降低 18. 38% 和 37. 52%。

换向次数结果表明，XOP 在不同密度条件下均保持 0 次换向，验证了 X 轴单调约束对运动连续性的改善作用。

为进一步分析不同路径规划方法随目标数量变化的趋势，根据表 3 数据绘制图 9。由图 9 可见，随着目标数量增加，各方法路径长度均呈增长趋势，其中 RP 增长最明显。相比其他方法，XOP 路径长度增长幅度较小，并始终保持零换向特性，说明其具有较好的多目标适应能力。

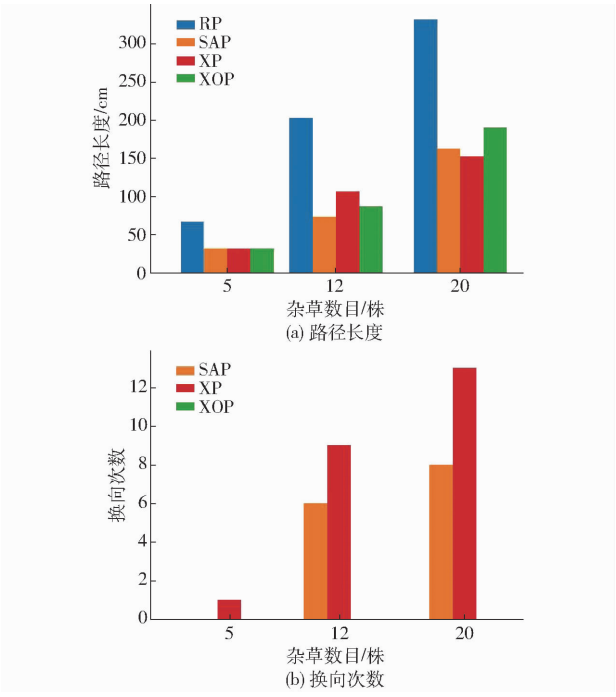

图 9　不同杂草数量下不同路径规划方法性能对比

Fig. 9　Performance comparison of different path planning methods under different weed quantities

4. 2. 2　田间试验结果与分析

为进一步评价视觉定位环节的准确性，本文对检测得到的杂草生长点位置进行了误差统计。以执行机构标定得到的理论激光作用点空间坐标作为参考值，与视觉系统通过 RGB－D 融合计算得到的三维坐标进行比较，采用欧氏距离作为定位误差评价指标。

共选取 50 个杂草目标进行测试，结果如图 10 所示。由于苗期杂草生长点尺寸较小，定位精度会直接影响激光作用效果。由图 10 可知，杂草生长点空间定位误差主要分布于 1 ~ 4 mm，少量样本超过

4 mm。系统定位均方根误差为 2.58 mm，最大误差为 4.35 mm，平均定位误差为 2.41 mm。整体误差处于毫米级范围，与激光作用区域尺寸（2.1 mm × 4.2 mm）相当，能够满足苗期杂草生长点定位需求，可为后续路径规划和激光执行提供位置输入。

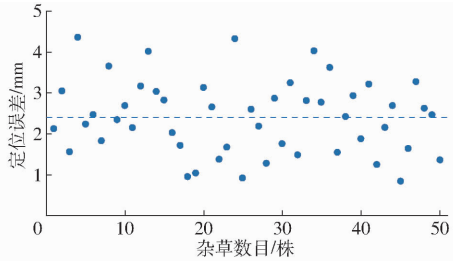

图 10 杂草生长点定位误差分布

Fig. 10 Distribution of spatial localization errors of weed growth points

为验证路径规划方法的田间适用性，根据自然杂草分布将测试区域划分为低、中、高 3 种密度等级（约 5、12、20 株）。每种密度选取 10 个视场进行测试，各算法基于相同目标位置进行路径规划，仅改变路径生成策略。统计路径长度、作业时间及方差等指标，并取平均值进行评价。

图 11 展示了不同路径规划方法在 3 种杂草密度条件下的规划结果。每种场景的第 1 幅图为杂草识别与生长点定位结果；RP、SAP、XP 和 XOP 方法的规划路径分别以橘色、红色、绿色和紫色线条表示。考虑到多目标杂草清除任务中执行机构需完成视场范围内所有目标点的访问，本文未预设固定访问起点，而是根据不同路径规划策略自主生成目标访问序列。其中，数字表示各路径规划的访问目标点。由于田间杂草分布具有随机性，实际检测目标数量在对应密度范围内存在一定波动，该情况符合自然田间环境特征。

由表 4 可知，随着杂草密度增加，待访问作用点相应增加，从而延长了路径长度和作业时间。XOP 在低、中、高密度下平均路径长度分别为 53.68、106.51、140.46 cm，相比 RP 分别降低 48.98%、42.05% 和 55.12%，表明 X 轴单调约束能够有效减少冗余移动。

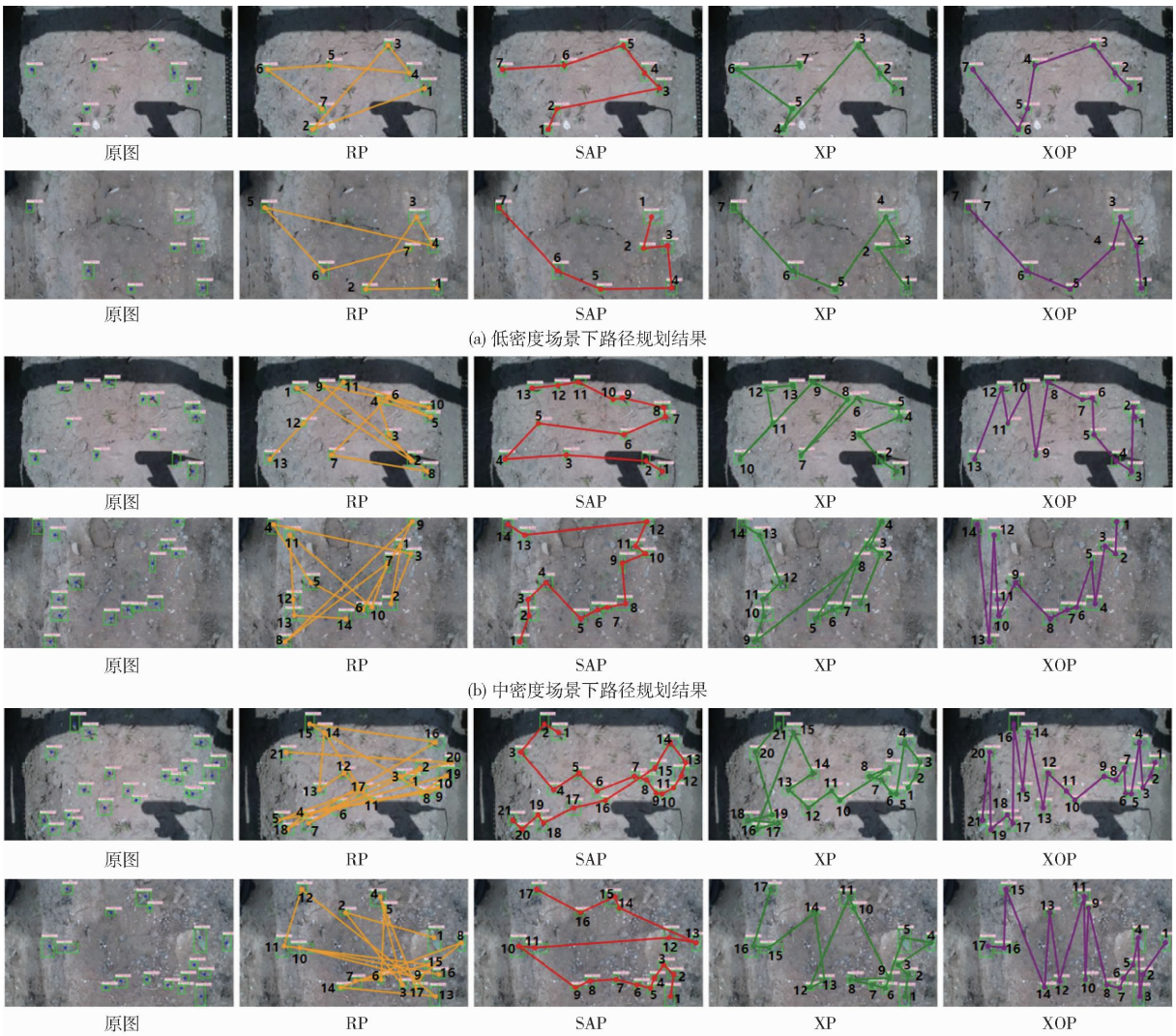

图 11 田间场景下激光除草路径规划结果

Fig. 11 Path planning results for laser weeding in a field scenario

表 4　不同路径规划算法在多密度场景下的路径执行性能

Tab. 4　Path execution performance of different path planning algorithms under multi-density conditions

杂草密度	规划方法	平均路径长度/cm	平均换向次数	平均作业时间/s	作业时间标准差/s	作业时间方差/s^2
低	RP	105.31		26.30	2.05	4.22
	SAP	55.62	1.3	12.41	1.48	2.18
	XP	60.34	1.6	18.15	1.35	1.82
	XOP	53.68	0	12.37	1.25	1.56
中	RP	183.76		61.06	2.97	8.84
	SAP	89.82	2.6	47.27	1.63	2.67
	XP	102.35	6.4	40.33	1.49	2.22
	XOP	106.51	0	36.24	1.56	2.44
高	RP	312.96		142.32	2.36	5.56
	SAP	107.27	2.3	122.43	1.76	3.11
	XP	123.54	8.6	105.12	2.10	4.40
	XOP	140.46	0	85.30	1.33	1.78

从运动连续性看，XOP 在不同密度条件下换向次数均为 0，而 SAP 和 XP 均存在不同程度的方向切换，其中 XP 在高密度条件下达到 8.6 次。由于 XP 采用最近邻策略，在复杂目标分布下仍可能产生局部往返运动；相比之下，XOP 通过 X 轴单调约束限制运动方向，并结合局部优化减少路径调整，实现了执行机构连续运动。

在作业效率方面，XOP 中、高密度条件下作业时间较 SAP 降低 23.40% 和 30.33%，较 XP 降低 10.00% 和 19.05%。

此外，对试验结果进行统计分析发现，XOP 在低、中、高 3 种杂草密度条件下的作业时间标准差分别为 1.25、1.56、1.33 s，对应方差分别为 1.56、2.44、1.78 s^2。结果表明，XOP 在不同杂草密度条件下作业时间波动较小，具有较好的重复执行稳定性。

进一步分析表明，XOP 通过引入 X 轴单向运动约束，减少了路径执行过程中的往返换向及局部回退，使执行机构运动过程更加连续，从而降低重复除草作业过程中的时间波动，提高了复杂杂草分布条件下的作业一致性。

在完成路径规划性能验证后，进一步对整个激光除草系统进行综合评价。系统平均杂草检测率为 94.17%，漏识别率为 4.76%，除草率达到 90.82%，伤苗率为 5.06%，表明所构建的激光除草系统能够实现杂草生长点的准确识别与有效清除，同时对胡萝卜幼苗具有较好的保护作用。

结果表明，该系统能够实现视觉感知、空间定位、路径规划与激光执行的有效协同。

5　结论

（1）构建了一种面向胡萝卜苗期杂草精准激光防控的智能除草系统，实现了基于视觉检测与深度信息融合的杂草生长点三维定位，为激光作用点精准控制提供了位置输入。

（2）提出了一种基于 X 轴单调约束的 XOP 路径规划方法，通过结合局部访问顺序优化，实现了路径长度与运动连续性的协同优化。仿真结果表明，与 RP 相比，XOP 路径长度平均降低 50.94%；与 XP 相比，在中、高密度条件下分别降低 18.38% 和 37.52%，且保持 X 方向单向连续运动。田间试验中，XOP 换向次数均为 0，中、高密度条件下作业时间较 SAP 分别降低 23.40% 和 30.33%，较 XP 分别降低 10.00% 和 19.05%。

（3）构建的激光除草系统在田间环境下实现了杂草识别、空间定位与精准作业。系统平均杂草检测率为 94.17%，漏识别率为 4.76%，生长点定位均方根误差为 2.58 mm，平均定位误差为 2.41 mm，除草率达到 90.82%，伤苗率为 5.06%。结果表明，该系统能够满足苗期杂草精准激光防控需求，具有较好的工程应用潜力。

参　考　文　献

[1] Xu H, Li T, Hou X, et al. Key technologies and research progress of intelligent weeding robots[J]. Weed Science, 2025, 73(1):1 - 20.

[2] 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, 71.
Zhang Xinyue, Wang Qingjie, Wang Chao, et al. Research progress on intelligent mechanical weeding technology and equipment in dry field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 22 - 41, 71. (in Chinese)

[3] Heap I, Duke S O. Overview of glyphosate-resistant weeds worldwide[J]. Pest Management Science, 2018, 74(5): 1040 - 1049.

[4] Mennan H, Jabran K, Zandstra B H, et al. Non-chemical weed management in vegetables by using cover crops: a review [J]. Agronomy, 2020, 10(2): 257.

[5] Kaur N, Kumar A, MALIK T, et al. Herbicide use and weed management strategies in hemp cultivation[J]. Journal of Cannabis Research, 2025, 7(1): 27.

[6] 周福君,王文明,李小利,等. 凸轮摇杆式摆动型玉米株间除草装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(1): 77 – 85.
Zhou Fujun, Wang Wenming, Li Xiaoli, et al. Design and experiment of cam rocker swing type corn inter-row weeding device for maize[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 77 – 85. (in Chinese)

[7] Raja R, Nguyen T T, Vuong V L, et al. RTD – SEPs: real-time detection of stem emerging points and classification of crop-weed for robotic weed control in producing tomato[J]. Biosystems Engineering, 2020, 195: 152 – 171.

[8] Quan L, Jiang W, Li H, et al. Intelligent intra-row robotic weeding system combining deep learning technology with a targeted weeding mode[J]. Biosystems Engineering, 2022, 216: 13 – 31.

[9] Hu W, Hao S I U, Lan Y, et al. Design and performance evaluation of a spiral bar precision weeding mechanism for corn fields [J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 28186.

[10] Zhang H Y, Su W H, Jiang B, et al. Automatic visualization of crop signaling markers in tomato plants for differentiation of labeled plants from weeds based on fluorescence imaging[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 110009.

[11] Xiang M Q, Gao X M, Wang G, et al. An application oriented all-round intelligent weeding machine with enhanced YOLOv5 [J]. Biosystems Engineering, 2024, 248: 269 – 282.

[12] Kaierle S, Mark C, Rath T, et al. Find and irradiate-lasers used for weed control[J]. Laser Technik Journal, 2013, 10(3): 44 – 47.

[13] Xiong Y, 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(part B): 494 – 503.

[14] Wang M, Leal-Naranjo J A, Ceccarelli M, et al. A novel two-degree-of-freedom gimbal for dynamic laser weeding: design, analysis, and experimentation[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2022, 27(6): 5016 – 5026.

[15] Fatima H S, Ul Hassan I, Hasan S, et al. Formation of a lightweight, deep learning-based weed detection system for a commercial autonomous laser weeding robot[J]. Applied Sciences, 2023, 13(6): 3997.

[16] Arsa D M S, Ilyas T, Park S H, et al. Eco-friendly weeding through precise detection of growing points via efficient multi-branch convolutional neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209: 107830.

[17] Gao J, French A P, Pound M P, et al. Deep convolutional neural networks for image-based convolvulus sepium detection in sugar beet fields[J]. Plant Methods, 2020, 16(1): 29.

[18] Chen J, Wang H, Zhang H, et al. Weed detection in sesame fields using a YOLO model with an enhanced attention mechanism and feature fusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107412.

[19] Xu Y, Bai Y, Fu D, et al. Multi-species weed detection and variable spraying system for farmland based on W – YOLOv5[J]. Crop Protection, 2024, 182: 106720.

[20] Lee J J H, Frey K, Fitch R, et al. Fast path planning for precision weeding[C]// Australasian Conference on Robotics and Automation. Melbourne: ACRA, 2014: 1 – 9.

[21] Wang Y S, Ye Y K, Wu H Y, et al. In different weed distributions, the dynamic coverage algorithm for mechanical selective weeding robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109486.

[22] Zeng Y, Ni X H. Path optimization of spray painting robot for zigzag path pattern[J]. Advanced Materials Research, 2013, 712: 2260 – 2263.

[23] Luna M A, Isaac M S A, Fernandez-cortizas M, et al. Spiral coverage path planning for multi-uav photovoltaic panel inspection applications[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS). Warsaw: IEEE, 2023: 679 – 686.

[24] 武楚雄,陈驰,张贵军. 动态路网选址–路径优化算法及实现[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(11): 2398 – 2412.
Wu Chuxiong, Chen Chi, Zhang Guijun. Dynamic road network location-routing optimization algorithm and implementation [J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(11): 2398 – 2412. (in Chinese)

[25] Baker E K. An exact algorithm for the time-constrained traveling salesman problem[J]. Operations Research, 1983, 31(5): 938 – 945.

[26] 陈行政,刘雅辉,辛振波,等. 基于分层策略的双孢菇采摘任务规划方法[J]. 农业机械学报, 2026, 57(13): 294 – 303.
Chen Xingzheng, Liu Yahui, Xin Zhenbo, et al. Hierarchical strategy-based task planning method for *Agaricus bisporus* picking [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(13): 294 – 303. (in Chinese)