doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.004

面向药液自动补给的植保无人机着陆位置纠偏系统设计与试验

杜蒙蒙[1,2]　杜中亚[1]　ALI Roshanianfard[3]　金　鑫[1,2]　李钰琪[1]　姬江涛[1,2]

(1.河南科技大学农业装备工程学院,洛阳 471003;2.龙门实验室,洛阳 471000;
3.莫哈盖赫阿德比利大学农业与自然资源系,阿德比利 566199)

摘要:植保无人机具有较高的自动化作业程度,但药液补给环节严重依赖人工,亟需研发药液自动补给装置。受卫星定位误差、地形与瞬时横风等因素影响,植保无人机自主返航模式下着陆点与预设点之间往往存在偏差,无法与药液补给装置精准对接。本文提出一种基于视觉模块的植保无人机着陆位置纠偏系统,采用 OV7725 图像传感器采集植保无人机图像,基于色彩空间转换与腐蚀算法识别植保无人机,提取植保无人机边界与中心坐标;采用 STM32 微控制器作为核心处理单元,通过实时解算植保无人机中心坐标与预设着陆点之间的位置偏差,并基于 PID 控制算法输出相应脉冲信号至步进电机,驱动位置纠偏机构执行位移补偿,从而实现位置纠偏。试验结果表明,植保无人机识别精度为 93.25%,平均定位误差为 1.87 cm。试验结果为植保无人机与药液自动补给装置精准对接、实现药液自动补给作业提供了技术支持与方法支撑。

关键词:植保无人机;视觉模块;药液自动补给;着陆位置纠偏系统;腐蚀算法

中图分类号:S252　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)03-0038-09　　**OSID**:

Design and Experiment of Landing Position Correction System for Plant Protection UAVs Aimed at Automatic Liquid Replenishment

DU Mengmeng[1,2]　DU Zhongya[1]　ALI Roshanianfard[3]　JIN Xin[1,2]　LI Yuqi[1]　JI Jiangtao[1,2]

(1. *College of Agricultural Equipment Engineering*, *Henan University of Science and Technology*, *Luoyang* 471003, *China*
2. *Longmen Laboratory*, *Luoyang* 471000, *China*
3. *Department of Agriculture and Natural Resources*, *University of Mohaghegh Ardabili*, *Ardabil* 566199, *Iran*)

Abstract: Plant protection unmanned aerial vehicles (UAVs) have achieved a high degree of automation in spraying agricultural chemicals, yet the process of agricultural chemical replenishment remains largely dependent on manual operation, which limits overall operational efficiency. Factors such as global navigation satellite system (GNSS) positioning inaccuracies, terrain variations, and sudden crosswinds often cause significant deviations between the actual landing point and the predefined target when the UAV returns autonomously. These deviations hinder precise docking with an automatic replenishment device. To overcome this challenge, a vision-based landing position correction system was presented for plant protection UAVs' automatic agricultural chemicals replenishment. The system employed an OV7725 complementary metal oxide semiconductor (CMOS) imaging sensor to capture real-time images during the UAV's landing phase. A series of image processing steps were applied, including color space conversion from red green blue (RGB) to hue saturation lightness (HSL) to improve illumination invariance, threshold segmentation for preliminary detection, and a morphological erosion algorithm for accurate boundary extraction and center localization of the UAV. An STM32 microcontroller computed the positional offset between the detected UAV center and the desired landing coordinates. Experimental validation showed that the proposed system achieved a recognition accuracy of 93.25% for the plant protection UAV and attained an average positioning error of 1.87 cm. The results confirmed the system's capability to enable accurate alignment between the UAV and an automated liquid replenishment unit.

收稿日期:2025-11-17　修回日期:2025-11-28

基金项目:龙门实验室重大项目(231100220200)和国家重点研发计划项目(2023YFD2001105)

作者简介:杜蒙蒙(1988—),男,副教授,博士,主要从事智能化农业航空装备研究,E-mail:dualmon.du@haust.edu.cn

通信作者:姬江涛(1965—),男,教授,博士,主要从事智能化农业装备研究,E-mail:jjt0907@163.com

This research offered a viable and precise technical solution for automated chemical replenishment, contributing to enhanced operational intelligence and efficiency in precision aerial agriculture. The proposed approach demonstrated strong potential for practical implementation in modern agricultural aviation systems.

Key words: plant protection UAVs; vision module; automatic liquid replenishment; landing position correction system; erosion algorithm

0　引言

当前,中国植保无人机以多旋翼机型为主,具有喷洒效率高、机动能力强、自动化程度高等多种优势,为农业生产的精准化和智能化发展注入新的动力[1-3]。

然而,植保无人机虽然具备航线规划与自主飞行等作业能力,但药液补给环节仍以人工作业为主,在无人机返航降落后由地勤人员手持药液容器将稀释后的药液倾注进无人机的药箱,劳动强度高、控制精度差,瞬时流量过大或人员操作疏忽易导致药液流失,腐蚀无人机的重要零部件、污染农田环境,甚至危害操作人员健康。另一方面,机械化药液补给则是利用药泵将药液经由管道注入无人机的药箱里,在一定程度上减轻地勤人员的劳动强度,但仍依赖于人工现场操作药泵和手持管道,自动化程度低。研发药液自动补给装置,进一步提高植保无人机的作业效率与智能化水平,对促进植保无人机行业提质升级具有重要意义。

植保无人机自主返航模式下,实际着陆位置与起飞点往往存在一定偏差,对药液自动补给提出了挑战。无人机定位技术大多依赖全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)[4-5]。单点 GNSS 具有 3 ~ 5 m 定位精度,结合无人机飞行控制器内嵌的惯性测量单元(Inertial measure unit, IMU),可将植保无人机的定位精度控制在 1 m 左右,满足大多数植保无人机的作业需求,但着陆点的误差远超机械对接容差。此外,实时动态相对定位(Real time kinematic, RTK)技术可将定位精度提高至厘米级别,满足高精度定位要求[6-7]。网络 RTK 具有明显的低成本优势,通过 4G/5G 模块接收基站的校正信号,但其性能受通信网络覆盖与稳定性的制约,在信号不佳区域可能出现定位延迟甚至失效,定位精度约为数十厘米[8]。而自设基站 RTK 成本高、技术难度大,不便于农业生产使用[9]。因此,在植保无人机自主返航着陆后,高效、精确地识别无人机并消除其位置偏差是实现药液自动补给作业的关键。

唐嘉泽等[10]针对无人机在移动平台上降落时靶标易丢失的问题,提出一种鲁棒性视觉引导靶标恢复系统,实现靶标重建与位置预测,实验数据表明该方法在静态与动态场景下的降落误差分布小于 0.08 m 和 0.23 m。张佰顺等[11]针对舰载无人机自主降落过程中高精度、低成本的需求,提出了一种基于最大类间方差法与霍夫直线检测的无人机图像识别定位方法,实验表明该方法在 2 ~ 10 m 范围内检测准确率高、速度快。DONG 等[12]针对复杂背景下微小型无人机检测难题,提出一种融合前景检测与在线特征分类的视觉检测方法,实验表明该方法在动态干扰场景下的检测精度达 83.7%,误检率较传统帧差法降低 42%。AREFI 等[13]针对温室番茄采摘机器人视觉定位的难题,提出一种基于多颜色空间融合分割算法与形态定位优化的识别方法,实验表明该方法下成熟番茄识别准确率达 96.36%,空间定位误差小于等于 2.0 mm,较传统深度学习模型识别精度提升 8.2% ~ 18.5%,显著优于单一颜色空间分割与区域定位方法。LIU 等[14]针对 GPS 在复杂环境下导航不稳定的问题,提出了一种基于无人机视觉的定位系统,通过识别田间标记与船体特征为农用空气船提供实时位置信息,实验数据表明该方法在 3 条预定路径上的横向导航误差均方根值分别为 0.17、0.10、0.11 m,精度优于差分 GPS。

综上所述,通过图像识别技术可实现物体定位,为消除植保无人机的位置偏差提供理论支撑。然而,由于现有图像识别技术对硬件算力要求高、功耗大,农业现场部署困难,为此本文设计一种成本低、功耗小、性能稳定的嵌入式无人机自动识别与定位系统。采用 CMOS 图像传感器采集自主降落的植保无人机图像,并利用 STM32 微控制器将图像从 RGB 颜色空间转换至 HSL 空间,通过阈值分割和腐蚀算法精确识别无人机,计算其与预设点之间的位置偏差,最终输出控制信号至步进电机以驱动位置纠偏机构,消除位置偏差,为后续药液自动补给作业提供有利条件,提升植保无人机作业效率与自动化水平。

1　植保无人机位置纠偏系统

1.1　总体设计

植保无人机位置纠偏系统包括位置纠偏装置、视觉模块和控制模块。植保无人机位置纠偏装置主要由停机坪、移动平台、直线导向机构和丝杠驱动机

构组成。停机坪作为整个装置的支撑底座,移动平台用于承载植保无人机,并通过滚轮在停机坪上平稳移动。直线导向机构包含直线轴承与拨杆,在丝杠机构的驱动下带动移动平台运动,如图 1 所示。

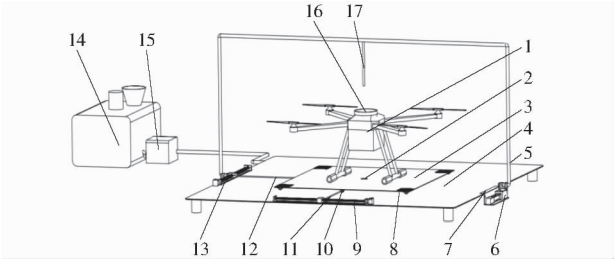


图 1 植保无人机位置纠偏装置结构示意图

Fig. 1 Structural diagram of position correction mechanism for plant protection drones

1. 植保无人机 2. 嵌入式视觉模块 3. 移动平台 4. 停机坪 5. 补液管 6. 自锁型止动装置 7. Z 型联结板 8. 薄膜式压力传感器 9. 横轴丝杠驱动机构 10. 直线轴承 11. 横轴拨杆 12. 纵轴拨杆 13. 纵轴丝杠驱动机构 14. 储药箱 15. 抽药泵 16. 无人机药箱口 17. 补液装置

工作流程如下:植保无人机降落在移动平台上,薄膜式压力传感器检测到停机坪压力变化,控制图像传感器采集植保无人机图像并传输至 STM32 微控制器;微控制器实时处理植保无人机图像,获取植保无人机坐标信息并计算其与预设点之间的偏移量,输出相应的脉冲信号至电机驱动器,进而消除植保无人机的位置偏差。

1.2 工作原理

视觉模块安装在停机坪的几何中心,实时捕获植保无人机并对原始图像实施灰度转换、高斯滤波降噪及形态学预处理,采用腐蚀中心算法,确定无人机的中心坐标。STM32 微控制器计算其与预定坐标的偏差(ΔX,ΔY),基于 PID 控制算法[15],驱动步进电机与位置调整机构,将植保无人机运送至预定位置,消除位置偏差,实现植保无人机加药口与补液装置的精准对接,为后续植保无人机药液自动补给提供有利条件,工作流程如图 2 所示。

1.3 图像识别模块

1.3.1 图像采集

采用 OV7725 图像传感器,配备 30 万像素 CMOS 感光芯片与 3.6 mm 焦距镜头。于 2025 年 6 月 26 日在河南省洛阳市伊滨区龙门实验室智慧农场利用大疆 T60 植保无人机拍摄图像,建立植保无人机数据集。为增加数据多样性、增强腐蚀算法的阈值包容性,对数据集进行镜像翻转、旋转和添加椒盐噪声等操作,如图 3 所示。

在获取原始图像后,通过颜色空间转换增强图像特征的区分度,提升系统在复杂环境下的感知与

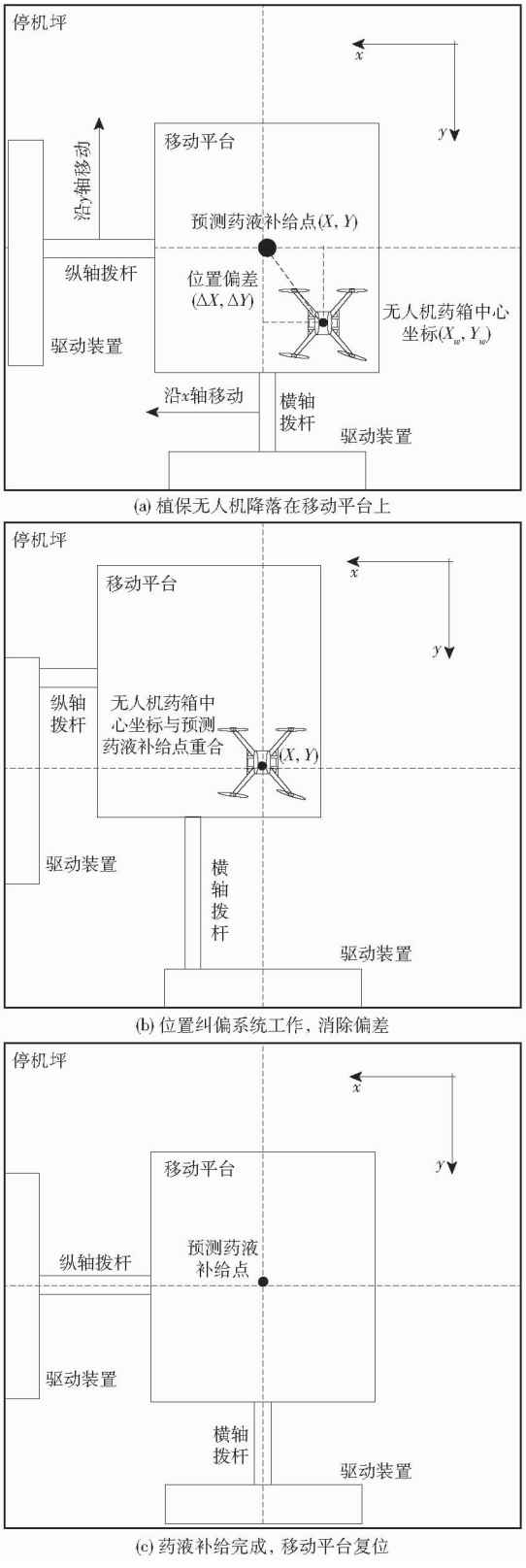


图 2 植保无人机位置纠偏系统工作流程

Fig. 2 Working process of position compensation system for plant protection UAV

定位性能,具体流程如图 4 所示。

1.3.2 颜色空间转换

常采用 RGB 或 HSL 色彩空间模型处理彩色图像。RGB 模型基于笛卡尔坐标系统,编程及硬件实



图 3　图像数据集增强图像示例

Fig. 3　Enhanced image examples of image dataset

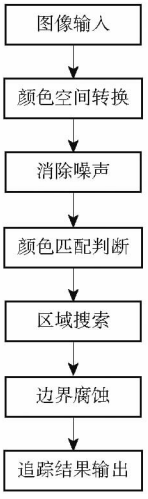


图 4　图像处理流程图

Fig. 4　Image processing workflow

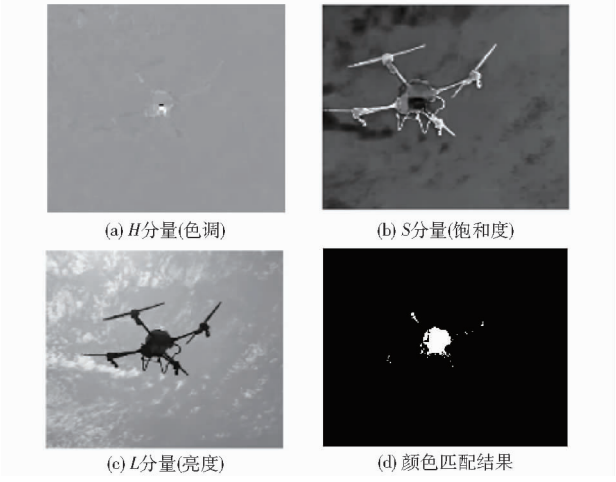


图 5　HSL 色彩空间

Fig. 5　Image in HSL space

现便捷，但 RGB 模型易受到光照波动和背景干扰影响，计算效率低、可靠性差。HSL 模型则是以色调（Hue）、饱和度（Saturation）和亮度（Lightness）来描述图像，其中亮度的分量与色彩信息无关[16]。通过色相稳定性、饱和度/亮度解耦特性，以及单维度阈值判定机制，显著提升复杂场景下的检测精度与动态响应特性[17-18]。

本文提出了一种融合颜色与几何特征的目标识别方法，系统将图像由 RGB 空间转换至 HSL 空间，利用色相分量对光照变换的鲁棒性增强特征稳定性，如图 5 所示。

采用颜色匹配与几何验证相结合的双重判别策略，实现了特征提取与目标验证。通过阈值判别函数实现颜色匹配，其数学表达式为

$$F(H,S,L)=\begin{cases}1 & ((H,S,L)\in\Omega_{\text{color}})\\ 0 & ((H,S,L)\notin\Omega_{\text{color}})\end{cases} \tag{1}$$

式中，F 为二值判别函数，当其值为 1 时，表示当前像素属于目标颜色区域，其值为 0 则不属于目标颜色区域；Ω_{color} 为 $H_{\min}\sim L_{\max}$（$H_{\min}$、$H_{\max}$ 为色调分量最小值和最大值），是根据目标特性设置的阈值参数。

采用基于目标最小尺寸的区域收缩策略，以目标最小宽度和最小高度的 1/3 作为横向与纵向的采样步长，在图像空间中构建了一个稀疏采样网络，提升搜索效率。基于区域搜索获得的初始坐标，并采用基于区域生长的边界腐蚀算法，沿 4 个正交方向进行边界探索，通过迭代计算提取无人机的轮廓边缘，结果如图 5d 所示，最终实现植保无人机定位与几何参数提取。

1.3.3 腐蚀运算与迭代优化

腐蚀是数字图像形态学处理的基本操作之一，其核心思想是通过结构元素对图像进行局部最小值滤波，从而消除细小噪声、分离粘连目标并平滑边界。给定二值图像 A 和结构元素 B，腐蚀运算可表示为

$$A\Theta B = \{(x,y) \mid B(x,y) \subseteq A\} \tag{2}$$

式中，$B(x,y)$ 表示结构元素 B 平移至图像坐标 (x,y) 后的集合。传统腐蚀算法采用固定大小的结构元素遍历整幅图像，当结构元素完全覆盖目标区域时，中心元素才能被保留，否则视为背景。

传统腐蚀算法采用固定尺寸的结构元素，过大的结构元素会导致小目标特征被过度腐蚀，而过小的结构元素则难以有效提取大目标的完整轮廓，难以适应目标尺寸的动态变化，无法突出关键特征区域。为进一步提升检测精度，采用迭代优化策略，通过多次腐蚀操作逐步细化目标边界。

为进一步提升边界定位精度与算法鲁棒性，提出一种预设迭代次数的优化策略。该策略以上次腐蚀算法输出的中心坐标与几何尺寸为初始值，通过多次迭代计算实现对目标位置的递归修正。基于目标几何尺寸的动态容错机制，通过位移运算建立失败计数与目标特征的关联关系，其容错阈值 T_f 由目标尺寸约束确定，有

$$T_f = \frac{W_{\min} + W_{\max}}{2^K} \tag{3}$$

式中 $W_{\min}$、$W_{\max}$——预设的目标最小与最大宽度

K——容错系数

该阈值机制将目标尺寸信息融入边界判定过程，在边界探索过程中允许连续出现最多 T_f 个非目标像素，以处理图像采集过程中的噪声和颜色失真。

迭代优化过程遵守中心点递归定位准则，设第 k 次迭代确定的边界点为 $X_{\min}^{(k)}$、$X_{\max}^{(k)}$、$Y_{\min}^{(k)}$、$Y_{\max}^{(k)}$，则下一次迭代的起始中心点 $(x^{(k+1)}, y^{(k+1)})$ 计算公式为

$$\begin{cases} x^{(k+1)} = \dfrac{X_{\min}^{(k)} + X_{\max}^{(k)}}{2} \\ y^{(k+1)} = \dfrac{Y_{\min}^{(k)} + Y_{\max}^{(k)}}{2} \end{cases} \tag{4}$$

该坐标将作为下一次边界探索的种子点，通过多次迭代计算逐步修正初始位置偏差，提高边界定位的一致性，系统架构如图 6 所示。

传统固定次数的迭代处理存在明显不足：迭代次数过低难以确定目标边界，而过度迭代导致计算资源与能耗增加，图 7 表明，随着迭代次数增加，目标面积持续衰减，而计算资源消耗却呈非线性增长。这种迭代次数固定不变，缺乏自适应机制的处理方式，严重制约算法在实时系统中的适用性。

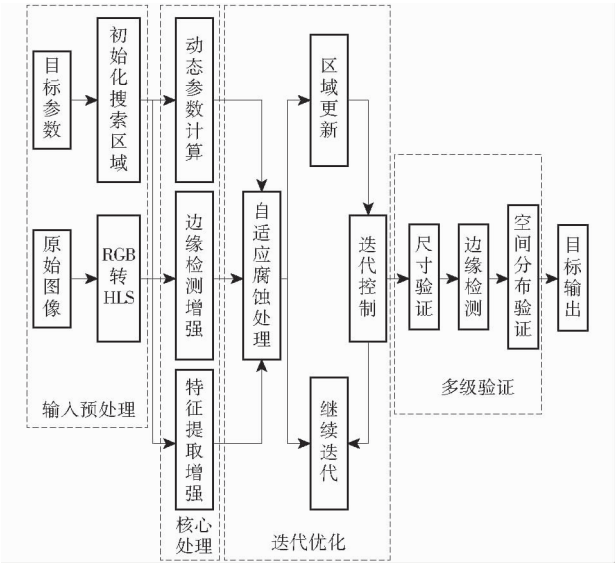


图 6 动态自适应目标检测系统架构图

Fig. 6 Architecture diagram of dynamic adaptive object detection system

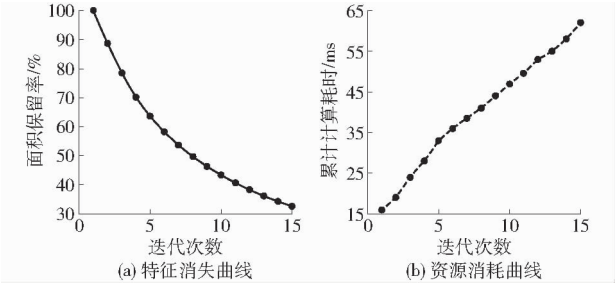


图 7 特征与资源迭代曲线

Fig. 7 Feature and resource iteration curve

采用基于失败计数的量化迭代次数评估方法，实时统计当前处理窗口中不符合目标特征的像素点数量，建立量化指标，动态监测特征匹配状态，实现迭代优化，在保证实时处理效率的前提下，提升复杂场景下的目标定位精度和鲁棒性，为后续跟踪与识别任务提供了可靠的基础。迭代优化模型核心参数为失败计数比率 n，计算公式为

$$n = \frac{N_f}{N_t} \tag{5}$$

式中 N_f——当前处理窗口下累计的迭代次数

N_t——预设的迭代次数阈值

1.3.4 空间坐标系转换

基于图像识别结果驱动位置纠偏装置，需对像素坐标系、图像坐标系、相机坐标系和世界坐标系进行转换[19]，将图像识别结果的像素坐标转换为实际的三维坐标，如图 8 所示。

图中，$O_wX_wY_wZ_w$ 为世界坐标系；$O_cX_cY_cZ_c$ 为相机坐标系；oxy 为图像坐标系；O_1uv 为像素坐标系；P 为世界坐标系中的点；p 为图像中的成像点；f 为相

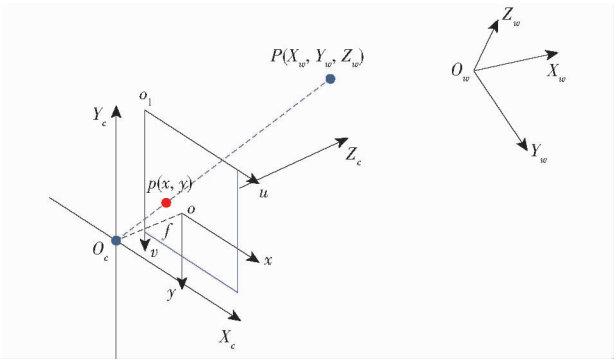


图 8　坐标系之间转换关系示意图

Fig. 8　Diagram of coordinates system transformations

机焦距。

首先，STM32 微控制器对获取的植保无人机的图像进行识别定位，得到植保无人机中心在图像中的像素坐标(u, v)。像素坐标以图像左上角为原点，x 轴和 y 轴分别平行于图像的行和列。假设图像的中心坐标为(u_0, v_0)，每个像素在 x 轴和 y 轴上的尺寸分别为d_x和d_y。因此，像素坐标系与图像坐标系之间的转换公式为

$$\begin{cases} x = (u - u_0) d_x \\ y = (v - v_0) d_y \end{cases} \tag{6}$$

根据相机的内参数矩阵和外参数矩阵将图像坐标系转换为相机坐标系[20]。内参数矩阵 $\boldsymbol{A}$ 包含相机的焦距、主像点坐标等信息，外参数矩阵$[\boldsymbol{R} \quad \boldsymbol{t}]$描述相机相对于世界坐标系的旋转和平移关系，转换公式为

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{A}^{-1} s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

式中　$\boldsymbol{R}$、$\boldsymbol{t}$——旋转矩阵和平移向量

s——缩放因子

最后，将相机坐标系转换为世界坐标系。利用相机的外参矩阵，将相机坐标系下的坐标转换为世界坐标系下的坐标(X_w, Y_w, Z_w)。转换公式为

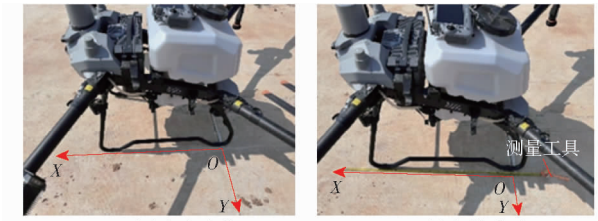
$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = \boldsymbol{R}^{-1} \left(\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} - \boldsymbol{t} \right) \tag{8}$$

2　试验

2.1　植保无人机自主着陆位置偏差

为获取植保无人机自主返航后的位置偏差数据，本研究于 2025 年 6 月 26 日在河南省洛阳市伊滨区龙门实验室智慧农场，采用大疆 T60 植保无人机开展自主着陆位置偏差试验。

沿无人机起落架方向设定 x 轴，与之垂直的方向设为 y 轴，并以起落架右侧触地点位为坐标原点，如图 9a 所示。分别在网络 RTK－GNSS 与单点 GNSS 模式下，操纵无人机从坐标原点处起飞，飞行一段距离后切换为自主返航模式，降落至起飞点后采用卷尺测量植保无人机的位置偏差，各模式重复 8 次试验，如图 9b 所示。



(a) 无人机起飞前　　(b) 无人机降落后

图 9　自主降落试验基准坐标系

Fig. 9　Reference coordinate system for autonomous landing test

记录实际着陆点坐标并计算其与目标着陆点间的位置偏差 Δd，试验数据统计结果见表 1。在 RTK－GNSS 模式下，8 次试验的偏差范围在 2.6～9.4 cm 之间，平均偏差为 4.85 cm；而在单点 GNSS 模式下，位置偏差显著增大，分布于 11.7～37.7 cm 之间，平均偏差为 26.3 cm，如图 10 所示。

表 1　植保无人机自主降落位置偏差试验结果

Tab. 1　Autonomous landing position deviation test results for plant protection UAV　　cm

类别	次序	X	Y	Δd
RTK－GNSS	1	－8.5	－4.0	9.4
	2	3.2	0.0	3.2
	3	3.2	－1.1	3.4
	4	5.5	1.8	5.8
	5	3.8	0.0	3.8
	6	3.2	－2.5	4.1
	7	2.5	－0.8	2.6
	8	0.0	－6.5	6.5
单点 GNSS	1	－22.9	13.2	26.4
	2	－7.5	9.0	11.7
	3	－31.0	－6.0	31.6
	4	－21.5	17.5	27.7
	5	－31.0	13.0	33.6
	6	18.5	6.0	19.4
	7	－30.0	22.0	37.2
	8	7.3	21.3	22.5

试验结果表明，植保无人机自主返航着陆点与预设点之间存在较大偏差，导致无人机加药口与药液自动补给装置无法精准对接，影响药液补给效率与精度。

2.2　植保无人机图像腐蚀与迭代优化

通过 NI Vision Assistant 软件对采集的植保无

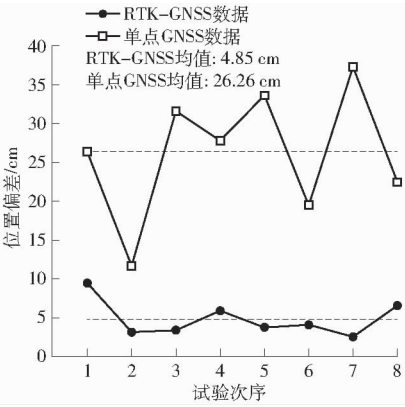


图 10 植保无人机自主降落位置偏差曲线

Fig. 10 Autonomous landing position deviation curves of plant protection UAV

人机图像样本进行阈值分析,确定最优 HSL 参数范围为:色相 H 为 130°~150°、饱和度 S 为 10°~75°、亮度 L 为 0°~60°,如图 11 所示。

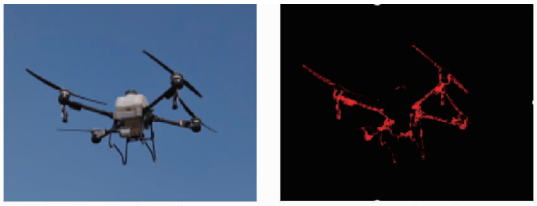


图 11 HSL 阈值分析结果

Fig. 11 Results of HSL threshold analysis

根据 HSL 阈值参数,采用腐蚀算法确定目标的边界位置和几何特征,为后续的精确边界定位和几何参数的提取奠定基础。边界腐蚀算法基于区域生长的边界探索策略,从初始种子点出发,依据 HSL 阈值向 4 个正交方向进行边界探索。每个像素的归属判定严格遵循色彩空间约束条件。最终输出植保无人机的几何参数:中心坐标(x,y)为(127.2 mm,97.9 mm),外接矩形宽度 w 为 121 像素,高度 h 为 76 像素,腐蚀结果如图 12 所示。



图 12 边界腐蚀算法处理结果

Fig. 12 Processing results of boundary corrosion algorithm

为解决传统图像腐蚀处理过程中采用固定步长导致计算时间长、能耗高等问题,本文提出一种基于目标特征的动态自适应腐蚀方法,通过实时评估边界变化率和像素一致性,动态调整搜索步长和迭代深度,图像腐蚀的迭代优化结果如图 13 所示。

由图 13 可知,随着迭代次数增加,传统腐蚀算法处理时间由 0.257 ms 线性增加至 1.285 ms,而本文提出的自适应腐蚀方法处理时间从 0.152 ms 增至 0.640 ms,耗时降低约 52.5%。此外,在定位精度方面,传统方法的误差由 1.78 个像素逐渐降至 1.66 个像素,优化方法则从 1.23 个像素降低至 1.12 个像素,定位精度提升 32%。

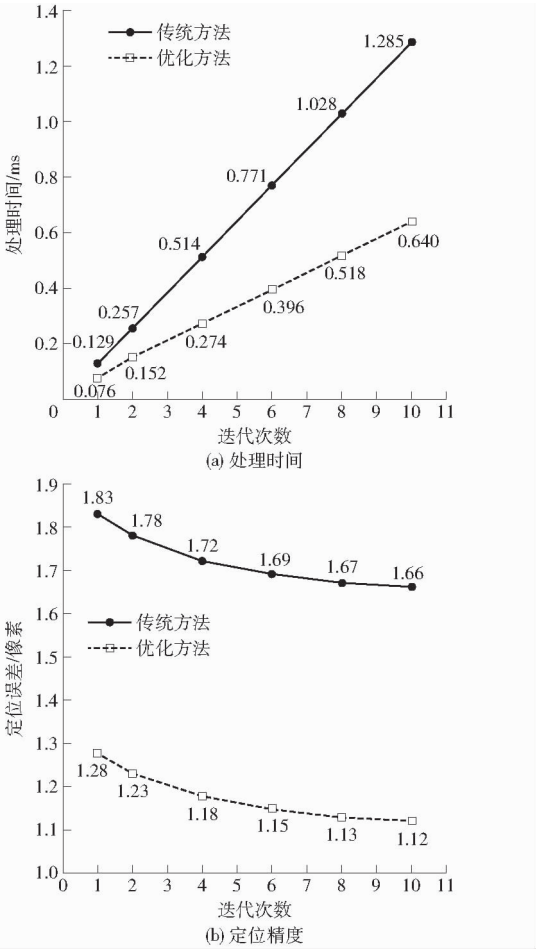


图 13 优化算法性能对比曲线

Fig. 13 Performance comparison curves of optimized algorithm

优化算法在时间效率和定位精度方面均展现出显著优势。时间对比曲线清晰地显示优化方法在不同迭代参数下均保持较低的处理时间,而精度对比曲线则表明优化方法能够获得更稳定的定位效果。这种性能提升主要得益于动态失败计数阈值机制和几何中心重定位策略的协同作用。

2.3 植保无人机定位精度

为评估腐蚀中心算法在植保无人机识别中的性能,在田间开展相关试验。视频采集过程中,摄像设备固定安装并保持对准目标区域,以获取稳定的图像。从采集的视频中提取 2 000 幅植保无人机图像,随机分配 10 组,每组 200 幅,验证植保无人机的识别精度,试验结果如图 14 与表 2 所示。试验结果表明,该算法的平均识别率达到 93.25%,具有较高的植保无人机识别能力。

于 2025 年 6 月 26 日在龙门实验室智慧农场开



图 14　植保无人机识别结果

Fig. 14　Results of plant protection UAV recognition

展植保无人机定位精度验证试验。大疆 T60 植保无人机固定放置在水平地面上，沿起落架方向设定 x 轴，与之垂直方向设为 y 轴，取无人机中心在水平面上的投影为坐标原点，如图 15 所示。

表 2　植保无人机识别试验结果

Tab. 2　Plant protection UAV recognition experiment results

组别	植保无人机样本数/个	识别数/个	识别率/%
1	200	186	93.0
2	200	188	94.0
3	200	186	93.0
4	200	185	92.5
5	200	187	93.5
6	200	184	92.0
7	200	190	95.0
8	200	186	93.0
9	200	184	92.0
10	200	189	94.5



图 15　植保无人机定位试验

Fig. 15　Positioning experiment of plant protection UAV

使用卷尺测量视觉模块在 x 轴与 y 轴方向上的距离，记录为真实值。采集图像并进行腐蚀与迭代处理，提取植保无人机的中心坐标，记录为检测值。x 轴与 y 轴的定位偏差以及定位误差（理论坐标值与检测值之间的距离）计算公式为

$$x_d = x_i - x_l \tag{9}$$

$$y_d = y_i - y_l \tag{10}$$

$$E_d = \sqrt{(x_i - x_l)^2 + (y_i - y_l)^2} \tag{11}$$

式中　(x_i, y_i)——x 轴和 y 轴的理论坐标

x_l、y_l——x 轴和 y 轴的检测值

x_d——x 轴偏差　　y_d——y 轴偏差

E_d——定位误差

试验结果如表 3 及图 16 所示。由表 3 可知，x 轴的最大偏差为 2.10 cm，平均偏差为 1.24 cm；y 轴最大偏差为 3.10 cm，平均偏差为 1.28 cm；最大定位误差为 3.74 cm，平均值为 1.87 cm。从图 16 可以看出，x 轴与 y 轴的偏差数据呈随机分布，表明视觉模块在 x 与 y 轴方向上的定位精度基本相当。因此，该视觉模块与腐蚀迭代算法具有较高的植保无人机识别与定位精度。

表 3　植保无人机定位结果

Tab. 3　Positioning results of plant protection UAV

cm

序号	理论坐标	检测坐标	定位误差
1	(0,60)	(0.8,61.2)	1.44
2	(0,60)	(−1.7,59.5)	1.77
3	(0,60)	(1.2,61.4)	1.84
4	(0,80)	(−1.5,79.2)	1.70
5	(0,80)	(1.9,78.7)	2.30
6	(0,80)	(0.6,81.8)	1.90
7	(0,100)	(−1.5,98.8)	1.92
8	(0,100)	(1.8,101.2)	2.16
9	(0,100)	(−2.1,96.9)	3.74
10	(20,60)	(21.3,59.4)	1.43
11	(20,60)	(18.9,61.6)	1.94
12	(20,60)	(19.6,58.1)	1.94
13	(−20,60)	(−18.7,61.8)	2.23
14	(−20,60)	(−21.4,58.5)	2.05
15	(−20,60)	(−19.6,58.9)	1.17
16	(40,60)	(41.5,59.3)	1.66
17	(40,60)	(38.8,61.2)	1.70
18	(40,60)	(39.3,58.2)	1.93
19	(−40,60)	(−38.6,61.5)	2.05
20	(−40,60)	(−41.8,59.6)	1.84
21	(−40,60)	(−39.5,59.6)	0.64

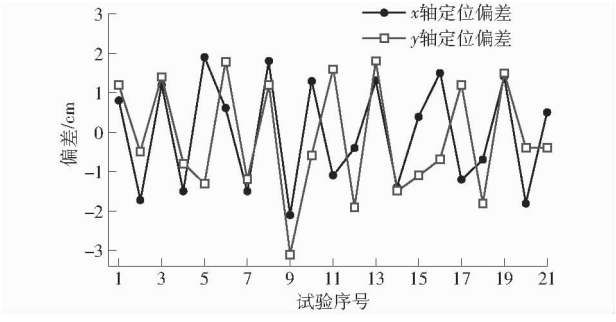


图 16　位置偏差分布图

Fig. 16　Position deviation distribution map

3　结论

（1）设计一种基于 STM32 微控制器的植保无人机识别与定位系统，实现无人机在药液补给过程中

的精准着陆纠偏。

(2)植保无人机自主着陆偏差试验表明,在 RTK - GNSS 模式下,平均降落偏差为 4.85 cm,最大偏差为 9.4 cm;而单点 GNSS 模式下,平均降落偏差高达 26.3 cm,且最大偏差达 37.2 cm,位置偏移现象严重,阻碍药液自动补给作业。

(3)基于 OV7725 图像传感器,采用色彩空间转换、腐蚀与迭代优化等算法对植保无人机进行在线检测,试验结果表明,植保无人机的识别精度为 93.25%,该方法具有较高的识别精度。

(4)植保无人机定位精度验证试验结果表明,平均定位误差为 1.87 cm,具有较高的定位精度。研究结果为植保无人机药液自动补给系统设计提供了方法支持。

参 考 文 献

[1] LAN Y B, CHEN S D, FRITZ B K. Current status and future trends of precision agricultural aviation technologies[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(3): 1 - 17.

[2] 张东彦, 兰玉彬, 陈立平, 等. 中国农业航空施药技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 53 - 59.
ZHANG Dongyan, LAN Yubin, CHEN Liping, et al. Current status and future trends of agricultural aerial spraying technology in China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 53 - 59. (in Chinese)

[3] 张海艳, 兰玉彬, 文晟, 等. 植保无人机水稻田间农药喷施的作业效果[J]. 华南农业大学学报, 2019, 40(1): 116 - 124.
ZHANG Haiyan, LAN Yubin, WEN Sheng, et al. Operational effects of unmanned helicopters for pesticide spraying in rice field [J]. Journal of South China Agricultural University, 2019, 40(1): 116 - 124. (in Chinese)

[4] GUO J, ZHOU Y, ZHAO S, et al. A new GNSS outlier mitigation method for GNSS/INS integrated system[J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(10): 105118.

[5] WU J, JIANG J, ZHANG C, et al. A novel optimal robust adaptive scheme for accurate GNSS RTK/INS tightly coupled integration in urban environments[J]. Remote Sensing, 2023, 15(15): 3725.

[6] 宋远, 李锐, 黄智刚. RTK 完好性指标分配方法[J]. 航空学报,2025,46(16):243 - 257.
SONG Yuan, LI Rui, HUANG Zhigang. Allocation method of RTK integrity indicators[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2025, 46(16): 243 - 257. (in Chinese)

[7] 韩飞, 王博, 刘阔, 等. 场站巡检机器人 RTK 定位技术应用探讨[J]. 导航定位学报,2025,13(1):21 - 29.
HAN Fei, WANG Bo, LIU Kuo, et al. Discussion on RTK positioning technology applications for field inspection robots[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2025, 13(1): 21 - 29. (in Chinese)

[8] 陈子耕,黄国勇. 高纬度 GNSS 网络 RTK 虚拟基站法研究与实验[J]. 计算机与数字工程,2018,46(6):1163 - 1166,1237.
CHEN Zigeng, HUANG Guoyong. Research and experiment on virtual base station method of high latitude GNSS network RTK system[J]. Computer & Digital Engineering, 2018, 46(6): 1163 - 1166,1237. (in Chinese)

[9] 杨忠荣. 低成本车载 RTK 高精度定位方法[J]. 地理空间信息,2025,23(3):96 - 100.
YANG Zhongrong. Low-cost vehicle RTK high-accuracy positioning method[J]. Geospatial Information, 2025, 23(3): 96 - 100. (in Chinese)

[10] 唐嘉泽, 国添星, 刘丹, 等. 视觉引导无人机降落系统鲁棒性优化研究[J]. 探测与控制学报,2024,46(6):126 - 136.
TANG Jiaze, GUO Tianxing, LIU Dan, et al. Application of visual guidance and target recovery technology in autonomous landing of unmanned aerial vehicles[J]. Journal of Detection & Control, 2024, 46(6): 126 - 136. (in Chinese)

[11] 张佰顺,张娜,马晓静. 一种基于图像处理的舰载无人机识别定位方法[J]. 舰船科学技术,2023,45(16):75 - 79.
ZHANG Baishun, ZHANG Na, MA Xiaojing. Design of a shipborne UAV identification and positioning method based on image processing[J]. Ship Science and Technology, 2023, 45(16): 75 - 79. (in Chinese)

[12] DONG Q, ZOU Q. Visual UAV detection method with online feature classification[C]// 2017 IEEE 2nd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). IEEE, 2017: 429 - 432.

[13] AREFI A, MOTLAGH A M, MOLLAZADE K, et al. Recognition and localization of ripen tomato based on machine vision [J]. Australian Journal of Crop Science, 2011, 5(10): 1144 - 1149.

[14] LIU Y, NOGUCHI N, LIANG L. Development of a positioning system using UAV-based computer vision for an airboat navigation in paddy field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 126 - 133.

[15] LI X. Design of small unmanned vehicle intelligent transmission system based on pid control algorithm[J]. International Journal of Mechatronics and Applied Mechanics, 2019, 6: 250 - 259.

[16] 龙建坡,韩鲁. 一种基于颜色传感器的 LED 在线检测方法[J]. 机床与液压,2019,47(20):87 - 91.
LONG Jianpo, HAN Lu. LED on-line detection method based on color sensor[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(20): 87 - 91. (in Chinese)

[17] SARAVANAN G, YAMUNA G, NANDHINI S. Real time implementation of RGB to HSV/HSI/HSL and its reverse color space models[C]//2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). IEEE, 2016: 462 - 466.

[18] HAN F F, BIAN Y X, LIU B, et al. Research on calibration of a binocular stereo-vision imaging system based on the artificial neural network[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2023, 40(2): 337 - 354.

[19] SU F, XU H, CHEN G, et al. Improved simple linear iterative clustering algorithm using HSL color space[C]// Intelligent Robotics and Applications: 12th International Conference, Springer, 2019: 413 - 425.

[20] 迟德霞,王洋,宁立群,等. 张正友法的摄像机标定试验[J]. 中国农机化学报,2015,36(2):287 - 289,337.
CHI Dexia, WANG Yang, NING Liqun, et al. Experimental research of camera calibration based on ZHANG's method [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(2): 287 - 289, 337. (in Chinese)