

# 基于动态自适应蚁群算法的大型无人机 智能巡检路径规划系统设计

谭 明<sup>1</sup>, 赵 薪<sup>2</sup>

(1. 北部湾拖船(防城港)有限公司, 广西 防城港 538001;

2. 天津理工大学 海运学院, 天津 300191)

**摘要:** 无人机巡检作为电力、石油等领域高效安全的检测手段, 其路径规划效率直接影响巡检效果; 针对传统算法在动态避障和实时优化方面的不足, 文章设计了一种无人机巡检路径规划系统; 系统采用多频段信号融合技术和低功耗电路设计, 优化了北斗导航模块的抗干扰性能, 同时构建智能电源管理系统以延长续航时间; 通过引入障碍物排斥权重和新启发因子改进蚁群算法, 结合动态障碍物斥力势场模型, 显著提升了无人机在复杂环境中的避障能力与路径优化质量; 实验结果表明, 改进算法在路径安全性、收敛速度和能耗效率方面表现优异, 最小避障距离达 5.2 m, 收敛迭代次数减少 33.3%, 单位里程能耗降低 18%; 该研究为无人机智能化巡检提供了高精度、强适应性的解决方案, 具有显著的工程应用价值。

**关键词:** 无人机巡检; 蚁群算法; 北斗卫星导航; 系统设计; 最优路径长度

## Design of Intelligent Inspection Path Planning System for Large UAVs Based on Dynamic Adaptive Ant Swarm Algorithm

TAN Ming<sup>1</sup>, ZHAO Xin<sup>2</sup>

(1. Beibu Gulf Towing (Fangchenggang) Co., Ltd., Fangchenggang 538001, China;

2. TUT Maritime College, Tianjin University of Technology, Tianjin 300191, China)

**Abstract:** Drone inspection, as an efficient and safe inspection method in electric power, petroleum and other fields, directly affects inspection effect through its path planning efficiency. In response to the shortcomings of traditional algorithms in dynamic obstacle avoidance and real-time optimization, this paper designs a unmanned aerial vehicle (UAV) inspection path planning system. The system uses multi-band signal fusion technology and low-power circuit design to optimize the anti-interference performance of the Beidou navigation module, and constructs an intelligent power management system to extend the battery life. By introducing obstacle repulsion weights and new heuristic factors to improve ant colony algorithm and combining it with a dynamic obstacle repulsion potential field model, the obstacle avoidance ability and path optimization quality of UAVs in complex environment are significantly improved. Experimental results show that the improved algorithm has excellent performance in path safety, convergence speed and energy efficiency, the minimum obstacle avoidance distance is 5.2 m, the number of convergence iterations is reduced by 33.3%, and the energy consumption per unit mile is reduced by 18%. The research provides a high precision and strong adaptable solution for UAV intelligent inspection, which has significant engineering application value.

**Keywords:** UAV inspection; ant colony algorithm; BeiDou satellite navigation; system design; optimal path length

收稿日期:2025-03-26; 修回日期:2025-04-22。

作者简介:谭 明(1976-),男,大学本科,工程师。

通讯作者:赵 薪(1974-),男,硕士,高级实验师。

引用格式:谭 明, 赵 薪. 基于动态自适应蚁群算法的大型无人机智能巡检路径规划系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(5):337-350.

## 0 引言

随着社会经济的快速发展和城市化进程的加快,电力、石油、交通等基础设施的规模不断扩大,使得巡检工作的安全性变得更加重要。传统的巡检方式主要依赖人工,该种方式不仅劳动强度大、效率低,而且在复杂或危险的环境中存在安全隐患<sup>[1-2]</sup>。无人机巡检技术的出现为巡检工作带来了质的变化。无人机具有灵活性强、覆盖范围广、成本低等优点,能够快速进入难以到达的区域进行巡检,可大大提高了巡检的效率和安全性。此外,无人机还可以搭载多种传感器,实时采集和传输数据,为巡检结果的分析和决策提供有力支持<sup>[3-4]</sup>。目前,无人机巡检技术在电力线路、输油管道、铁路等领域的应用已经取得了一定的进展,多种无人机巡检系统已被开发并服务于科研院所以及企业,无人机巡检系统实现了对基础设施的自动化巡检和监测。然而,现有的无人机巡检系统在路径规划方面仍存在一些不足,大多数系统采用简单的预设路径或基于人工经验进行路径规划,缺乏智能化和优化能力,导致无人机在巡检过程中可能出现重复飞行或遗漏区域的情况,进而影响无人机巡检的效率和准确性<sup>[5-6]</sup>。

现阶段也有学者针对无人机的路径规划展开了研究,文献[7]为提高救援的效率,基于路径长度、高度成本、风险成本以及平滑程度建立了基于强化学习的布谷鸟搜索算法的无人机路径规划模型。结果表明,研究提出的算法和模型能够有效解决危机场景下的无人机规划问题,能够为管理人员提供高质量的救援路线。文献[8]针对四旋翼无人机在室内环境路径规划效率较低的问题,提出一种基于混合的无人机路径规划方法。通过动态加权的方式对 A\* 算法进行重构后,基于方位角自适应地调整搜索方式,最后对拐点进行冗余处理后融合改进的 A\* 算法与动态窗口算法(DWA, dynamic window approach)以实现无人机的路径规划以及避障。结果表明改进后的算法搜索节点以及角度分别降低了 63.1% 和 58.9%,同时提升了搜索效率以及路径的安全性。文献[9]针对粒子群算法容易陷入局部最优解的问题,提出一种基于遗传算法(GA, genetic algorithm)以及粒子群算法(PSO, particle swarm optimization)的混合算法。仿真实验结果表明,该混合算法在无人机三维路径规划上能够显著降低运行时间,对航程的规划优于传统路径规划。文献[10]针对启发式优化算法在无人机路径规划速度慢且精度较差的问题,提出一种改进蜣螂优化算法。通过引入混沌映射后,将新型的惯性权重同飞行策略相结合以改进蜣螂优化算法。结果表明该算法较其他算法的路径成本更低,同时

路径的规划效果更好。

然而,现有的无人机巡检系统在路径规划方面仍存在一些不足,大多数系统采用简单的预设路径或基于人工经验进行路径规划,缺乏智能化和优化能力,同时现有方法在动态避障和实时调整方面仍存在不足<sup>[11-12]</sup>。因此研究提出了一种改进蚁群算法为基础的无人机路径规划系统。研究旨在通过优化无人机的巡检路径,实现巡检任务的高效执行,减少巡检时间和成本,同时确保巡检过程的安全性。研究的创新点在于通过引入障碍物排斥权重和新的启发因子对蚁群算法进行了改进,显著提升了全局搜索能力、路径优化质量和计算效率;同时利用北斗卫星导航模块实现高精度定位,并结合动态障碍物斥力势场模型,有效提高了无人机在复杂环境中的避障能力;最后系统设计中充分考虑了无人机的续航能力和飞行安全,通过优化路径规划策略,实现了无人机在有限电量内的高效巡检。

## 1 系统整体架构设计

为实现无人机巡检路径规划系统的高效运行和智能化管理,研究设计的无人机巡检系统架构中,囊括了北斗导航模块、动态环境感知模块、路径规划模块、智能电源管理系统以及电机驱动模块,相关示意如图 1 所示。

具体而言,在北斗导航模块方面,通过引入增强抗干扰能力的信号处理模块、优化信号接收算法以及采用多频段信号融合技术,显著提升了定位精度和抗干扰能力。动态环境感知模块实现了对复杂环境的实时感知和动态障碍物的精准识别与预测,为无人机的避障和路径规划提供了有力支持。在完成系统整体架构设计后,为了进一步提升无人机巡检路径规划系统的性能,特别是针对复杂环境中的动态避障和实时优化能力,研究对系统中的关键技术模块进行了针对性的改进。这些改进旨在解决现有技术在动态环境适应性、全局搜索能力和能耗优化方面的不足,从而更好地融入整个系统架构,提升系统的整体性能。接下来,研究将详细介绍这些关键技术的改进内容及其在系统中的具体应用。

## 2 北斗导航模块抗干扰升级

北斗卫星导航模块是实现无人机高精度定位的关键设备。为了实现高精度定位,研究设计了一个基于司南导航北斗高精度定位芯片的导航系统。该系统包括一个自主设计的低功耗电路,以及一个增强抗干扰能力的信号处理模块,从而在复杂环境下也能保持稳定的定位性能。该芯片支持多模卫星导航系统(包括北斗、GPS、GLONASS 等),同时能够提供米级甚至亚米级的定位

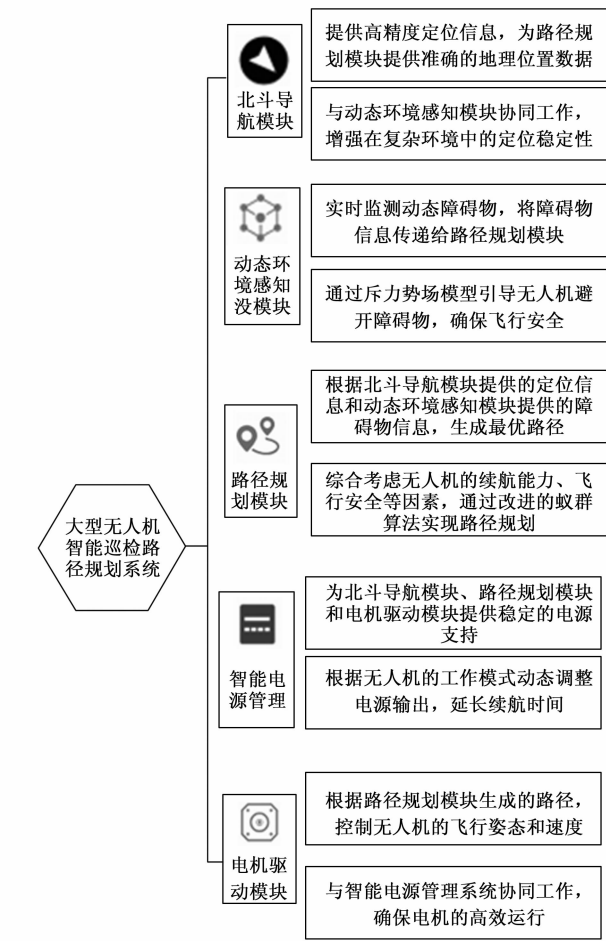


图 1 无人机巡检系统框架图

精度。芯片采用高集成度设计,具备快速定位能力、抗干扰能力强和低功耗等特点,特别适合在复杂环境下(如山区、城市峡谷等)使用<sup>[13-14]</sup>。同时将该芯片集成在模块中,使得无人机的飞控系统与其他硬件进行连接。该模块能够提供高精度的定位信息,确保无人机在复杂环境下的精确飞行。

无人机平台是整个巡检系统的核心组成部分,其性能直接影响到巡检任务的效率和质量。研究中采用的无人机是大疆的 300 RTK 型工业级无人机,该型号无人机具有较长的续航能力和较高的载重能力,适合长时间、大范围的巡检任务。该无人机的最大飞行时间为 55 min,最大水平飞行速度 S 模式下为 23 m/s, P 模式下为 17 m/s。同时其最大飞行海拔高度可达 7 000 m,工作的环境温度为 -20~50 ℃。基于北斗卫星导航模块抗干扰以及低功耗设计如图 2 所示。

北斗导航模块通过高精度定位芯片提供实时的无人机位置信息,同时信息通过串行通信接口(UART)以特定的数据格式(NMEA 0183 协议)发送给路径规划模块。路径规划模块接收这些定位数据后,结合任务需

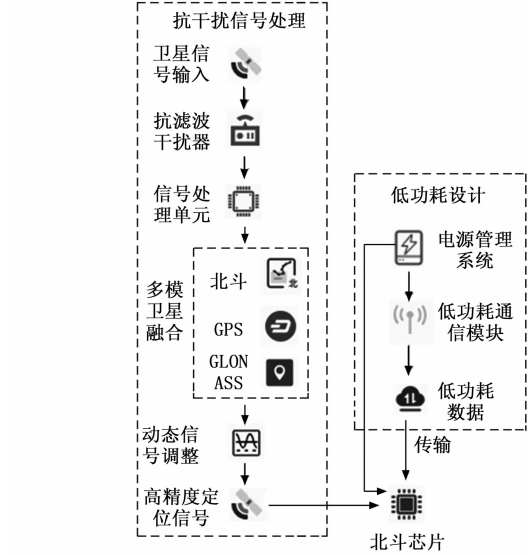


图 2 北斗芯片集成的抗干扰与低功耗系统设计

求和环境信息,生成最优的巡检路径。同时为了确保数据传输的准确性和可靠性,采用了 CRC 校验和数据包重传机制。

3 动态环境感知模块

在无人机巡检系统中,高精度的导航能力和对动态环境的实时感知能力是确保任务高效执行和飞行安全的关键因素。针对现有无人机巡检系统在路径规划方面存在的挑战,尤其是在动态避障和智能化路径规划方面的不足,研究通过集成高精度的北斗导航模块和动态障碍物斥力势场模型,以增强无人机在复杂环境中的实时感知和避障能力。高精度导航与动态环境感知模块为无人机提供了高精度的定位信息,确保其在复杂地形和恶劣环境下的精确飞行;具体而言,该模块采用了先进的多模卫星导航技术,支持北斗、GPS、GLONASS 等卫星系统,能够在复杂环境中实现米级甚至亚米级的定位精度。其高集成度设计和低功耗特性使其特别适合长时间、大范围的巡检任务。此外,模块还具备抗干扰能力,通过优化信号接收算法和增加抗干扰滤波器,有效降低了外界信号干扰对定位精度的影响,进一步增强了系统的可靠性。

在无人机巡检路径规划中,特别是在复杂环境如山区、河流、输电线路走廊等区域,障碍物的存在对路径规划的准确性和安全性提出了更高的要求。传统路径规划方法往往难以有效应对动态环境中的障碍物,导致无人机在飞行过程中面临碰撞风险。为了提高无人机在复杂环境中的避障能力,研究首先引入了障碍物排斥权重。通过引入障碍物排斥权重可使得蚂蚁在选择路径时更加倾向于避开障碍物,同时使得无人机在规划路径时

可优先选择远离障碍物的路径, 以此确保无人机在复杂环境中的安全飞行。在完成巡检过程后, 通常会产生最优解以及最差解, 研究基于此对全局的路径规划进行优化, 其数学表达如公式 (1) 所示:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{M(d_a - d_b)(d_{\text{best}} + d_{\text{worst}})}{2d^k d_G} \\ \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $M$  表示信息素总量,  $d_a$  和  $d_b$  分别表示当前最优路径长度以及最新最优路径长度。改进后的蚁群算法通过调整路径选择概率, 使得蚂蚁在选择路径时更加倾向于避开障碍物。为了使路径规划能够有效避开动态障碍物, 研究在障碍物排斥权重中引入动态因素。其中将障碍物的动能转化为移动方向上的斥力势场, 避免无人机与动态障碍物冲突<sup>[15-16]</sup>。斥力势场的数学表达如公式 (2) 所示:

$$\begin{cases} F_r = k_r \cdot \frac{E_k}{d_{\text{obs}}} \\ E_k = \frac{1}{2}mv^2 \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $F_r$  表示斥力势场,  $k_r$  表示障碍物的动能, 其主要由障碍物的质量  $m$  和障碍物的速度  $v$  来计算,  $d_{\text{obs}}$  表示无人机与障碍物之间的距离,  $m$  表示障碍物的质量,  $v$  表示障碍物的速度,  $k_r$  表示斥力权重系数, 其中  $k_r$  的确定需要同时考虑障碍物的密度、无人机的飞行速度以及安全距离。具体的在障碍物密度较高的环境中, 需要增大  $k_r$  以增强斥力, 使无人机能够更有效地避开障碍; 无人机飞行速度越快则表示需要的斥力也越大, 故此时  $k_r$  应适当增大。最后  $k_r$  应根据安全距离的相关要求进行调整。在动态环境中, 障碍物的运动特性需要考虑, 因此引入了动态斥力势场的概念。基于牛顿力学的相关内容, 物体之间的相互作用可以通过力的作用来描述。对于动态障碍物, 其运动状态 (速度和方向) 会对无人机产生潜在的碰撞风险<sup>[17]</sup>。为了量化这种风险并引导无人机避开障碍物, 可以将障碍物的动能转化为斥力势场。最后通过集成多频段信号接收器和自适应滤波算法, 构建了动态环境感知系统。该模块可实时监测 2.4 GHz 频段通信干扰强度, 当检测到干扰功率超过阈值时, 自动切换至北斗 BD2/BDS-3 双频定位模式。故基于动态障碍物斥力势场模型示意如图 3 所示。

如图 3 所示, 动态障碍物斥力势场模型与电磁环境感知模块协同工作, 实现多维环境感知。其中模型在不同动态障碍物场景下的适应性主要体现在以下几个方面。首先动态障碍物的速度和方向变化方面, 模型能够根据障碍物的实时速度和方向变化动态调整斥力, 确保无人机能够及时避开障碍物; 其次在障碍物密度变化的环境中, 通过调整斥力权重系数  $k_r$ , 模型能够适应不

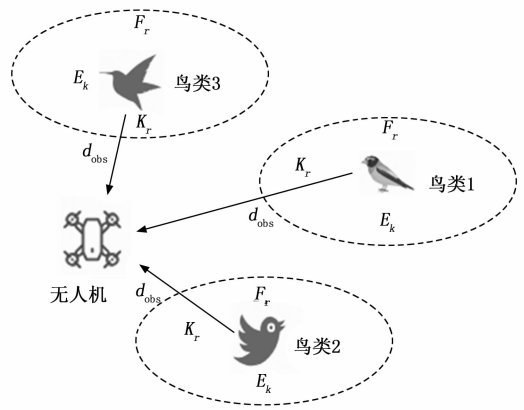


图 3 动态障碍物斥力势场模型示意图

同的避障需求; 最后在复杂地形和环境中, 模型结合北斗导航模块和动态环境感知模块的信息, 能够更准确地计算斥力, 提高无人机的避障能力。

在无人机巡检系统中, 各模块之间既相互协作, 紧密配合以实现高效巡检任务。动态环境感知模块与北斗导航模块在获取环境信息方面各有侧重且相互补充。北斗导航模块主要提供高精度的定位信息, 为无人机的飞行路径规划和导航提供准确的坐标数据。而动态环境感知模块则侧重于实时感知无人机周围的环境变化, 包括障碍物的位置、速度和运动趋势等。两者通过信息融合, 能够为路径规划模块提供更全面、准确的环境信息, 从而实现更安全、高效的路径规划。

#### 4 电机驱动模块

电机驱动模块是无人机的动力核心, 负责控制无刷电机的转速, 从而实现无人机的升力调节和飞行姿态控制。在无人机的电机驱动模块, 采用 STM32F407 主控芯片重构电机驱动电路, 通过 PWM 占空比精确控制无刷电机转速。创新性设计三相电流平衡算法, 将电机效率提升至 92%, 较传统方案降低能耗 18%。考虑到 STM32 电机驱动模块具有高效能、低噪音的特点, 其能够显著提高大疆无人机的续航能力和飞行稳定性。此外, 该模块还具备故障检测和保护功能, 能够在异常情况下及时切断电源, 保护电机和无人机的安全。如图 4 所示, 优化后的电机驱动电路采用星型—三角换流拓扑结构, 有效减少谐波干扰。

电路设计采用了低功耗的 STM32 微控制器, 通过优化电源管理和任务调度, 该电路能够有效降低无人机在飞行过程中的能耗, 延长续航时间; 同时电路设计中采用了增强抗干扰能力的信号处理技术, 通过优化信号接收算法和增加抗干扰滤波器, 有效降低外界干扰对定位信号的影响。在无人机动力系统中, 该电路设计能够

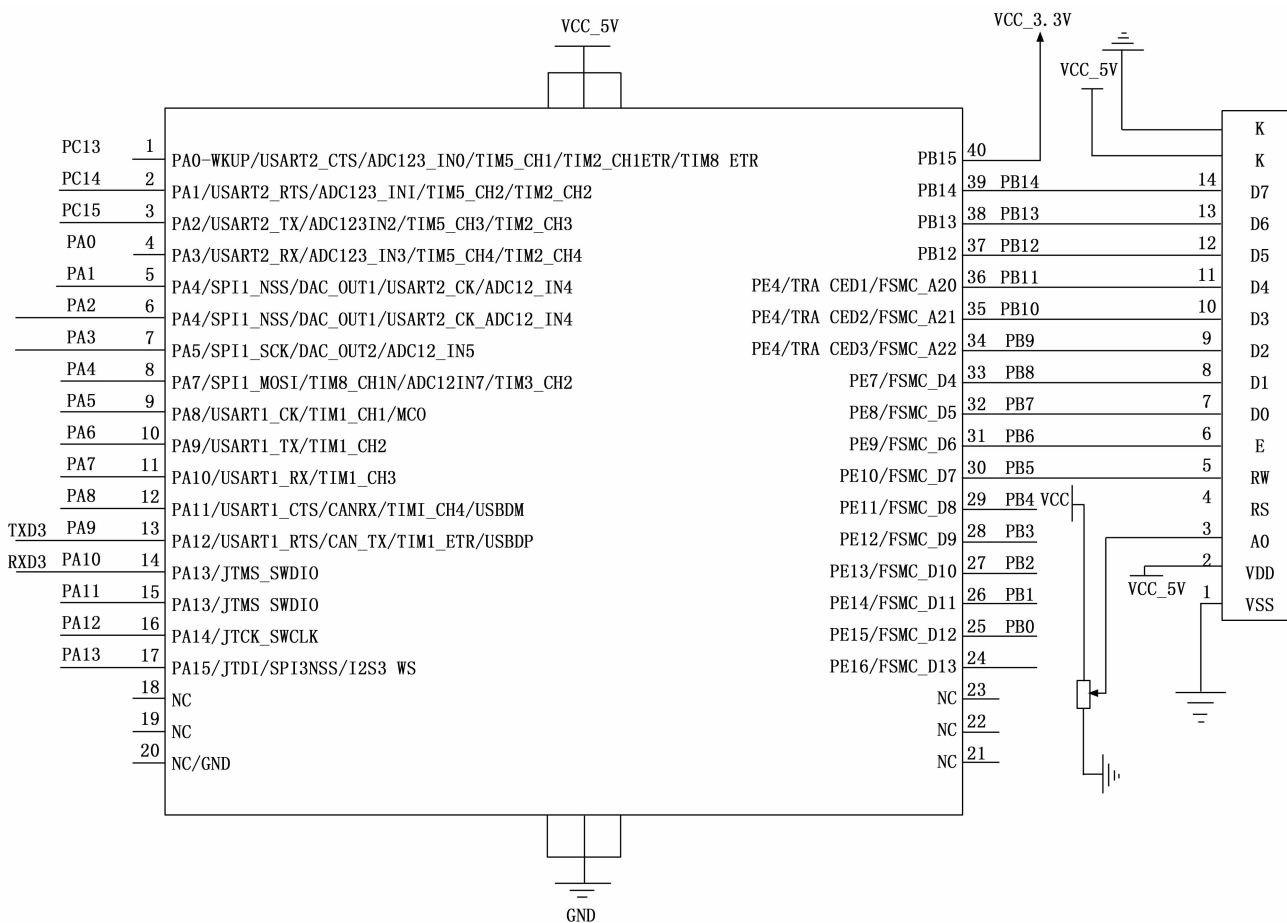


图4 无人机动力控制系统电路架构设计

实现电机的控制，即无人机动力系统中的电机控制器控制无人机电机的转速和方向，将飞控输出的 PWM 信号转化为电机转速，以此精确调节电机速度，实现无人机姿态稳定。研究设计的北斗导航模块采用了增强抗干扰能力的信号处理技术，通过优化信号接收算法和增加抗干扰滤波器，有效降低外界干扰对定位信号的影响。同时该模块支持北斗、GPS、GLONASS 等多模卫星导航系统，通过多系统融合，提高信号冗余度和可靠性，进一步增强抗干扰能力；

## 5 智能电源管理模块

在无人机巡检系统中,电源管理是确保系统高效运行和延长续航能力的关键环节。为了满足无人机在不同工作模式下的功耗需求,同时优化能源利用效率,本研究设计了一种智能电源管理系统。该系统采用双 Buck-Boost 电源架构,能够实现飞行模式与地面模式的动态功耗切换,从而在保证系统性能的同时,最大限度地延长无人机的续航时间。基于 STM32 的 Buck-Boost 电源的总体电路架构如图 5 所示。

双 Buck-Boost 电源架构是一种高效的电源转换方

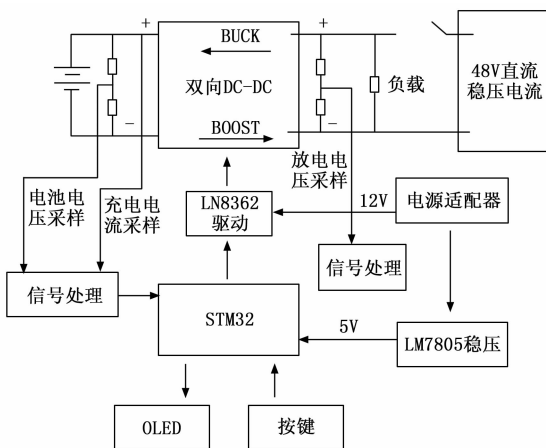


图 5 基于 STM32 的 Buck-Boost 电源的总体电路架构

案,能够在输入电压范围较宽的情况下,灵活调整输出电压和电流,以满足不同负载的需求。研究中,该架构被设计用于无人机的两种主要工作模式,即飞行模式和地面模式。在飞行模式下,无人机的传感器和导航模块需要较高的功率供应,以确保系统的正常运行和高精度定位。因此,电源系统优先为传感器提供  $5\text{ V}/3\text{ A}$  的供电,同时为导航模块保持  $\pm 5\text{ V}/1\text{ A}$  的稳定供电;当无

人机处于地面待机状态时,系统进入低功耗睡眠模式。此时,电源系统激活低功耗模式,仅维持实时时钟模块的供电,供电电压为 $\pm 2.8\text{ V}$ ,电流为 $50\text{ mA}$ 。

为了实现飞行模式与地面模式之间的无缝切换,智能电源管理系统采用了先进的动态功耗切换机制。该机制通过实时监测无人机的飞行状态和任务需求,自动调整电源输出,以适应不同的工作模式。具体的系统通过传感器实时监测无人机的飞行状态,包括飞行高度、速度等因素,结合任务调度信息以判断无人机的飞行状态;其次根据监测到的状态信息,电源管理系统通过控制 Buck-Boost 转换器的开关频率和占空比,动态调整输出电压和电流。最后通过节能优化技术进一步提高电源系统的效率。其中低功耗设计如图 6 所示。

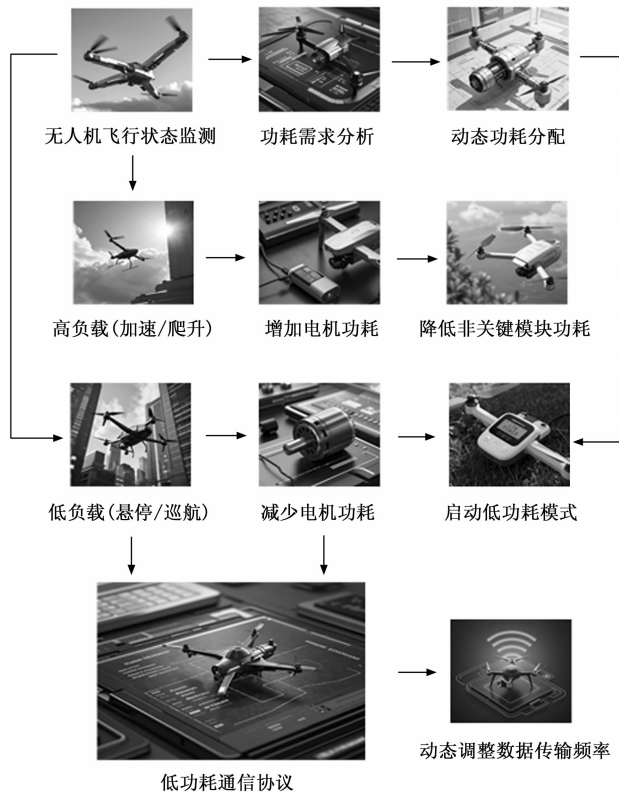


图 6 低功耗设计图

图 6 中,该模块能够根据无人机的飞行状态和任务需求动态调整功耗;同时模块采用低功耗通信协议与无人机飞控系统连接,减少数据传输过程中的能耗,通过优化数据传输频率和格式,进一步降低通信功耗。

## 6 基于动态自适应蚁群算法的路径规划模块

路径规划模块是无人机巡检系统的核心部分,其主要功能是根据任务需求和环境信息,为无人机生成最优的巡检路径。该模块综合考虑了无人机的续航能力、飞

行安全、任务点分布以及动态环境因素,通过改进的蚁群算法实现高效、安全的路径规划。具体而言,路径规划模块通过构建多目标代价函数,将无人机的飞行距离、油量损耗、巡检覆盖率和数据采集质量等关键指标纳入综合评价体系,以确保路径规划的全面性和科学性。同时,为了应对复杂环境中的动态障碍物,模块引入了动态障碍物斥力势场模型,通过模拟物理场中的斥力作用,引导无人机避开障碍物,从而提高路径规划的安全性。此外,路径规划模块对蚁群算法的启发因子进行了优化改进,引入了新的启发因子,结合路径长度和路径安全性,平衡了路径的优化与避障需求。最后为进一步提升路径规划模块在动态环境中的性能,模块引入了闭环反馈机制,可通过实时感知环境变化并动态调整算法的关键参数,如信息素挥发率和启发因子权重,确保路径规划的实时性和可靠性。

### 6.1 多目标代价函数与综合评价体系

当前常见路径规划机器学习算法包括 GA、PSO 以及蚁群算法(ACO, ant colony optimization)等。具体而言,蚁群算法的状态转移规则可描述为蚂蚁针对城市的选择概率问题<sup>[18-19]</sup>。故蚂蚁从城市 $i$ 至城市 $j$ 的概率 $p_{ij}$ 数学表达如公式(3)所示:

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \cdot \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{k \in \text{allowed}} \tau_{ij}^{\alpha} \cdot \eta_{ij}^{\beta}} \quad (3)$$

式中, $\tau_{ij}$ 表示路径 $i$ 至路径 $j$ 的信息素浓度, $\eta_{ij}$ 表示路径之间的启发信息,其数值为路径之间距离的倒数, $\alpha$ 表示信息素的重要性, $\beta$ 表示启发信息的重要性参数,其常用于调节信息素以及启发信息对路径选择的影响,allowed表示蚂蚁尚未到达过的城市几个。在蚁群算法中,信息素的更新通常是以蚁周模型为基础,即在单次迭代结束后,通过蚂蚁的路径长度更新信息素,故基于信息的数学表达如公式(4)所示:

$$\tau_{ij} = (1 - l) \cdot \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (4)$$

式中, $l$ 表示信息素的挥发系数,其数值范围介于 $0 \sim 1$ 之间, $\Delta \tau_{ij}^k$ 表示第 $k$ 只蚂蚁基于路径 $i$ 移动到 $j$ 后的信息素增量。确定蚁群算法的模型后,结合大型无人机的飞行总距离、目的地地形因素以及续航能力,同时计算在路径规划中的综合代价指标,以此即可获得单条巡检路径的综合代价值,通过综合评价即可选取最优的路径规划<sup>[20-21]</sup>。研究以大型无人机的最低油耗量、最大飞行距离、巡检覆盖率以及数据采集质量等为综合评价指标,故其综合的代价函数数学表达如公式(5)所示:

$$\begin{cases} G = \int_0^Z [\lambda \omega_g + \gamma \omega_t + \alpha \omega_c + \beta \omega_d] d_t \\ \lambda + \gamma + \alpha + \beta = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $G$  表示大型无人机的综合代价值, 由最大飞行距离、油量损耗、巡检覆盖率以及数据采集质量加权计算得到。  $Z$  表示最大飞行距离,  $\omega_f$  表示油量损耗,  $\omega_l$  表示飞行限制条件,  $\omega_c$  表示巡检覆盖率,  $\omega_d$  表示数据采集质量,  $\lambda$ 、 $\gamma$ 、 $\alpha$  以及  $\beta$  表示在  $\omega_f$ 、 $\omega_l$ 、 $\omega_c$  以及  $\omega_d$  下的权重系数。通过将所有路径所生成的路径信息进行组合后即最优的路径, 故在无人机搜索路径时, 基于单条路径的代价函数数学表达如公式 (6) 所示:

$$\begin{cases} G_i = \lambda\omega_{gi} + \gamma\omega_{li} + \alpha\omega_{ci} + \beta\omega_{di} \\ \lambda + \gamma + \alpha + \beta = 1 \end{cases} \quad (6)$$

基于公式 (6), 油量的损耗数学表达如公式 (7) 所示:

$$\begin{cases} \omega_g = \varepsilon \times d \\ \omega_{gi} = \varepsilon \times d_i \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $d$  表示无人机飞行的距离。在大型无人机在整个巡检过程中的最大飞行距离为  $d_{\max}$ , 故通过某路径的无人机飞行总距离应满足公式 (8):

$$d = \sum_{i=1}^{n-1} d_i \quad d \leq d_{\max} \quad (8)$$

式中,  $d_i$  表示第  $i$  条路径的距离。巡检覆盖率的数学表达如公式 (9) 所示:

$$\text{Coverage} = \frac{n(p)}{n(\max)} \times 100\% \quad (9)$$

式中,  $n(p)$  表示路径  $p$  覆盖的任务点数,  $n(\max)$  表示任务区域内所有任务点的总数。无人机数据采集质量的数学表达如公式 (10) 所示:

$$\text{GSD} = \frac{A \times SH}{FL \times IH} \quad (10)$$

式中,  $\text{GSD}$  表示地面采样距离, 该数值越低表明图像分辨率越高, 数据采集质量越好,  $A$  表示无人机距离地面的高度,  $SH$  表示高度,  $FL$  表示相机焦距,  $IH$  表示图像高度。考虑到在迭代后期蚁群算法容易陷入局部最优的问题, 同时为提高无人机的避障能力, 研究引入障碍物排斥权重与新的启发因子对模型进行优化和改进。

## 6.2 动态障碍物斥力势场模型

多目标代价函数与综合评价体系的构建后, 为了进一步提升路径规划的适应性和安全性, 特别是在动态复杂环境中, 研究引入了动态障碍物斥力势场模型, 以增强无人机的避障能力。传统路径规划方法往往难以有效应对动态环境中的障碍物, 使得无人机在飞行过程中存在碰撞风险。为了提高无人机在复杂环境中的避障能力, 研究首先引入了障碍物排斥权重。通过引入障碍物排斥权重可使得蚂蚁在选择路径时更加倾向于避开障碍物, 同时使得无人机在规划路径时可优先选择远离障碍物的路径, 以此确保无人机在复杂环境中的安全飞行。

故经改进后的蚁群算法的城市选择概率如公式 (11) 所示:

$$\begin{cases} P_{ij}^k(t) = \frac{[\delta_{ij}(t)][\eta_{ij}(t)][\sigma_{ib}(t)]^{-k}}{\sum [\delta_{ij}(t)][\eta_{ij}(t)][\sigma_{ib}(t)]^{-k}} \\ [\sigma_{ib}(t)]^{-k} = \min d(i, b) \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $\eta$  表示路径选择的期望权重, 其数值为路径长度的倒数,  $\sigma$  表示蚂蚁移动权重。蚁群算法的性能通常受选择概率以及信息素更新影响。故基于局部信息素的更新如公式 (12) 所示:

$$\delta(t) = \begin{cases} 0.95\delta(t) \\ \delta_{\min} \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $\delta$  表示信息素浓度。在完成巡检过程后, 通常会产生最优解以及最差解, 研究基于此对全局的路径规划进行优化, 其数学表达如公式 (13) 所示:

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{M(d_a - d_b)(d_{\text{best}} + d_{\text{worst}})}{2d^k d_g} \\ 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $M$  表示信息素总量,  $d_a$  和  $d_b$  分别表示当前最优路径长度以及最新最优路径长度。改进后的蚁群算法通过调整路径选择概率, 使得蚂蚁在选择路径时更加倾向于避开障碍物。这一机制不仅提高了无人机在复杂环境中的避障能力, 还减少了因避障而导致的路径迂回。为了使路径规划能够有效避开动态障碍物, 研究在障碍物排斥权重中引入动态因素。其中将障碍物的动能转化为移动方向上的斥力势场, 避免无人机与动态障碍物冲突。

## 6.3 启发因子优化与全局搜索增强

上述研究中, 动态障碍物斥力势场模型的引入显著提升了无人机在复杂环境中的避障能力, 为了进一步优化路径规划性能, 避免算法陷入局部最优并增强全局搜索能力, 研究对蚁群算法的启发因子进行了优化改进。无人机巡检任务通常需要在有限的电量和时间内完成大范围的巡检工作, 因此路径规划不仅要考虑路径长度, 还需兼顾飞行安全和能耗。传统的蚁群算法在路径规划中主要依赖路径长度作为启发因子, 但在复杂环境中, 这种单一的启发因子容易导致算法陷入局部最优。为了进一步提高蚁群算法的全局搜索能力和收敛速度, 研究引入了新的启发因子。新的启发因子结合了路径长度和路径安全性, 其不仅考虑了路径的长度, 同时也考虑了路径的安全性。其数学表达如公式 (14) 所示:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{\alpha \cdot d_{ij} + \beta \cdot F_r} \quad (14)$$

式中,  $\eta_{ij}$  表示新的启发信息,  $d_{ij}$  表示路径  $i$  到路径  $j$  之间的长度,  $\alpha$  和  $\beta$  分别表示调节参数, 用以平衡长度和路径安全性的影响。实验中, 调节参数  $\alpha$  和  $\beta$  取值范围

对算法的性能由重要影响。通过实验表明后,研究确定了俩参数的最优取值范围,其中,  $\alpha \in [0.5, 2.0]$ , 该参数用于调节路径长度的重要性, 数值越大表明算法更倾向于选择更短的路径;  $\beta \in [0.5, 2.0]$ , 该参数主要用于调节路径安全性的权重, 数值越高意味着算法更注重路径的安全性。引入新的启发因子后, 算法对动态环境的适应性得到了提升, 同时避免陷入局部最优。基于路径选择的概率如公式 (15) 所示:

$$P_{ij} = \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{k \in \text{allowed}} (\tau_{ik})^\alpha (\eta_{ik})^\beta} \quad (15)$$

式中,  $\tau_{ij}$  表示路径  $i$  到  $j$  的信息素浓度,  $\eta_{ij}$  表示新的启发信息,  $\alpha$  和  $\beta$  分别表示信息素以及启发信息的重要性参数。新的启发因子通过调节参数平衡路径长度和安全性, 使得无人机在规划路径时能够综合考虑飞行距离和潜在风险。

#### 6.4 闭环反馈机制与参数自适应调整

上述研究中通过新的启发因子优化, 显著提升了蚁群算法的全局搜索能力和路径规划性能, 使其在复杂环境中表现出色。为使得改进的蚁群算法在动态环境中具有更好的适应性, 研究进一步引入动态反馈机制对蚁群算法进行改进。动态反馈机制的核心是通过实时感知环境变化进而动态调整蚁群算法的关键参数, 以此增强算法对动态环境的响应能力。闭环反馈机制的工作原理如图 7 所示。

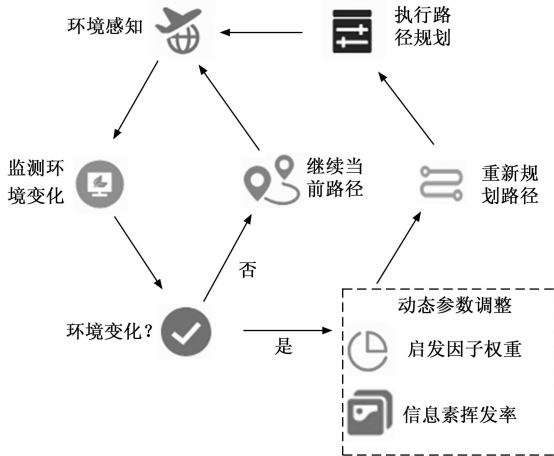


图 7 闭环反馈机制的工作原理图

图 7 中, 系统首先通过传感器或其他监测设备感知当前环境状态, 包括障碍物位置、天气条件等。其次系统分析感知到的环境数据, 判断是否发生了显著变化; 若检测到环境变化, 系统将根据预设的反馈函数动态调整蚁群算法的关键参数, 如信息素挥发率和启发因子权重; 根据调整后的参数, 系统重新规划无人机的飞行路径, 以适应新的环境条件; 最后无人机按照新规划的路

径执行飞行任务。动态环境中信息素挥发率可以进行调整以平衡算法的探索能力, 从而提高算法的收敛速度。数学表达如公式 (16) 所示:

$$\begin{cases} \rho(t) = \rho_0 + \Delta\rho \cdot f(t) \\ f(t) = \tanh\left[\frac{\text{Change}(t)}{\kappa}\right] \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $\rho_0$  表示初始信息素挥发率,  $\Delta\rho$  表示挥发率的调成范围,  $f(t)$  表示动态反馈函数, 其可以根据环境变化调整挥发率, 调节范围为  $[-1, 1]$ ,  $\text{Change}(t)$  表示时间  $t$  对应的环境变化量,  $\kappa$  表示阈值, 用于确定环境变化对动态反馈函数的敏感度。同时研究为了进一步提高算法的动态适应性, 引入闭环反馈机制动态调节蚁群算法的关键参数。通过通过反馈信息动态调整参数以平衡蚁群算法的局部与全局搜索能力的平衡, 相关数学表达如公式 (17) 所示:

$$\begin{cases} q_0(t) = q_0 + \Delta q \cdot h(t) \\ h(t) = \frac{\text{task}(t)}{\text{total\_task}(t)} \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $q_0$  为初始参数值,  $\Delta q$  表示参数的调节范围,  $h(t)$  表示动态反馈函数, 其可以根据环境变化调整参数值, 调节范围为  $[0, 1]$ ,  $\text{task}(t)$  以及  $\text{total\_task}(t)$  分别表示在时间  $t$  内完成的进度以及总任务量。故动态反馈机制的实现首先通过环境感知, 即实时监测环境变化, 如障碍物位置和突发天气变化; 其次根据环境变化设计动态反馈函数  $f(t)$  和  $h(t)$ ; 紧接着根据反馈函数动态调整信息素挥发率、启发因子权重和关键参数  $q_0$ ; 最后结合动态调整后的参数, 重新规划路径, 确保路径的实时性和安全性。其中引入动态调整量的相关数学表达如公式 (18) 所示:

$$\begin{cases} \rho(t+1) = \rho(t) + \Delta v + \Delta\rho(t) \\ \kappa(t+1) = \kappa(t) + \Delta v + \Delta\kappa(t) \\ \gamma(t+1) = \gamma(t) + \Delta v + \Delta\gamma(t) \end{cases} \quad (18)$$

式中,  $\kappa$  和  $\gamma$  分别表示启发因子的权重,  $\Delta\rho(t)$ 、 $\Delta\kappa(t)$  以及  $\Delta\gamma(t)$  分别表示动态调整量, 通过动态调整这些参数, 算法能够更好地适应动态环境, 提高收敛速度和稳定性。最后研究对比了改进动态自适应蚁群算法与传统蚁群算法的流程差异, 结果如图 8 所示。

在路径规划中, 蚁群算法的收敛性是衡量其性能的关键指标之一。理论上, 蚁群算法的收敛性依赖于以下几个关键因素: 首先信息素的挥发和更新是蚁群算法收敛的关键; 其次启发式因子与路径长度的倒数相关, 用于引导蚂蚁选择更短的路径; 最后群体规模和迭代次数直接影响算法的搜索能力和收敛速度, 较大的群体规模和足够的迭代次数有助于提高算法的全局搜索能力。研究中通过对蚁群算法进行改进, 引入引入障碍物排斥权



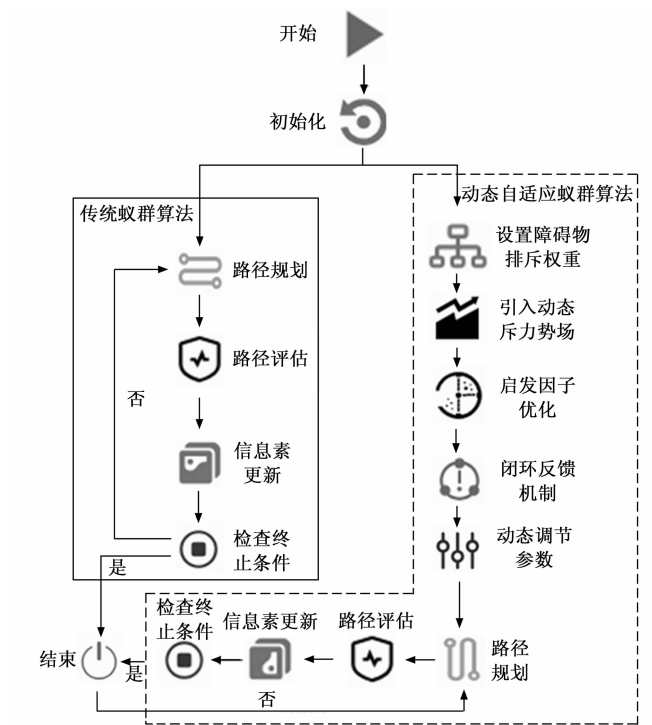


图8 传统蚁群算法与改进动态自适应蚁群算法流程对比图

重增强了算法的避障能力，还间接提高了全局搜索能力；启发因子的优化增强了算法的避障能力，还间接提高了全局搜索能力；最后通过动态反馈机制，算法能够更好地适应动态环境，这种机制使得算法在迭代过程中能够根据当前的搜索状态动态调整参数，从而提高收敛速度和稳定性。

最后路径规划模块、智能电源管理系统和电机驱动模块之间也存在紧密的协作关系。路径规划模块根据动态环境感知模块和北斗导航模块提供的信息，实时调整无人机的飞行路径，以确保飞行安全和任务效率。智能电源管理系统则根据无人机的飞行状态和任务需求，动态调整电源输出，以满足不同模块的功耗需求，确保无人机在有限电量下实现最长的续航时间。电机驱动模块则根据路径规划模块提供的飞行路径和姿态要求，精确控制电机的转速和方向，实现无人机的稳定飞行。

## 7 仿真实验验证与动态场景验证

### 7.1 算法收敛性与稳定性测试

在仿真实验中，对于实验环境以及改进蚁群算法的参数设置如下所述，Matlab 的版本信息为 2 020 b，其具备强大的数值计算能力和丰富的工具箱支持，能够高效地实现蚁群算法及其改进版本的编程和调试。系统为 Window10 64 位专业版，处理器选取 Intel Core i5-14 600 K，电脑内存为 16 GB，主频为 3.9 GHz，这种配置能够提供足够的计算资源，确保算法在复杂环

境下的高效运行，同时避免因硬件限制导致的性能瓶颈。信息素影响路径的系数设置为 1.5，其决定了信息素在路径选择中的重要性。较高的值意味着蚂蚁更倾向于选择信息素浓度高的路径，从而增强算法的收敛能力；期望启发因子对路径的影响系数设置为 2，其平衡了启发信息对路径选择的影响。较高的值使得算法在搜索过程中更加注重启发信息，有助于提高搜索效率；信息素衰减系数设置为 0.1，该参数控制信息素的挥发速度，防止信息素积累过多导致算法过早收敛到局部最优解；两种约束代价的权重值分贝设置为 0.9 和 0.1，可用于平衡路径规划中的不同约束条件；最大迭代次数设置 100，其能够允许算法更充分地探索搜索空间。研究所设置的简单环境指的是障碍物分布较为稀疏、地形平坦、环境变化较小的情况；相反复杂环境则包含密集的障碍物、多变的地形和动态变化的环境条件；同时实验场景的生成规则与实际应用中的环境特征有关，对于简单环境通过随机生成少量障碍物并设置平坦地形来模拟；对于复杂环境，实验场景的生成则需要考虑更多的变量，如障碍物的密度、大小和形状，以及可能的动态变化因素。同时，在复杂环境中，障碍物的密度被设置为不低于 5 个/100 m<sup>2</sup>，其意味着每 100 平方米的区域内至少有 5 个障碍物，旨在模拟高度密集的城市环境或森林等复杂地形。此外，在简单环境中，障碍物的密度被设置为不超过 1 个/100 m<sup>2</sup>，这意味着每 100 平方米的区域内最多有 1 个障碍物，旨在模拟开阔的乡村环境或稀疏的城市郊区。动态障碍物的速度被设定为不低于 5 m/s，该速度适用于模拟如行驶中的车辆或快速移动的行人等动态障碍物。基于无人机的避障示意如图 9 所示。



图9 无人机避障试验示意图

研究同时引入 IPSOGA 算法、麻雀算法以及传统蚁群算法进行对比实验<sup>[22-23]</sup>。故基于 4 种算法的最优路径长度收敛曲线如图 10 所示。

图 10 (a) 为 4 种算法在简单环境下最优路径的曲

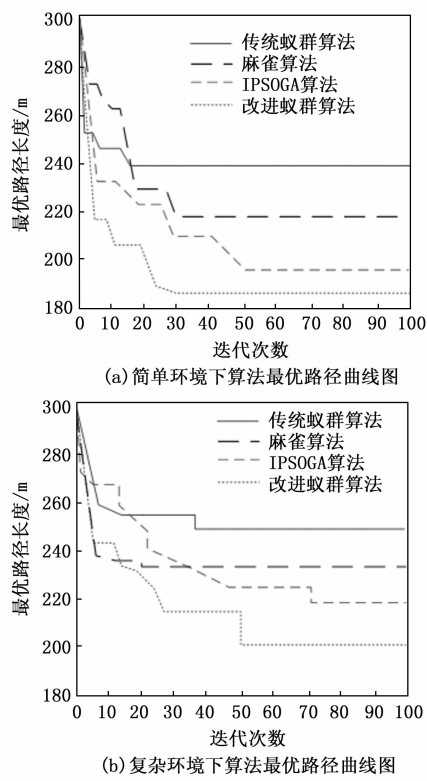


图 10 4 种算法在简单以及复杂环境下的收敛曲线对比

线图。结果表明，随着迭代次数的增加，各算法最优路径长度均不断下降。研究所改进的蚁群算法在迭代次数为 0~10 时下降幅度最大，同时当迭代次数为 30 时最优路径长度曲线收敛，此时最优路径长度收敛至 186.54 m；IPSOGA 算法在简单环境下的路径寻优能力较改进的蚁群算法次之，该算法同样在迭代次数为 0~10 时最优路径长度骤降，在迭代次数为 50 时该算法收敛，此时最优路径长度收敛至 195.47 m；麻雀算法在迭代次数为 0~10 时最优路径长度下降幅度最小，该算法在迭代次数为 30 时收敛，最优路径长度最终收敛至 218.51 m；最后传统的蚁群算法在迭代次数为 20 时收敛，即此时该算法已经陷入了局部最优，同时该算法的最优路径长度收敛至 238.64 m。图 10 (b) 为 4 种算法在复杂环境下的最优路径曲线图。结果表明，与简单路径相比，4 种算法的最优路径均有所上升。研究所改进的蚁群算法在迭代次数为 0~10 时最优路径长度下降较快，同时当迭代次数为 50 时最优路径长度曲线收敛，此时最优路径长度收敛至 200.32 m；最优路径长度次之的维 IPSOGA 算法，其在迭代次数为 0~70 时最优路径长度均不断下降，同时在迭代次数为 70 时陷入局部最优，此时最优路径长度为 218.62 m；麻雀算法在复杂环境中的收敛速度最快，其在迭代次数为 6 时陷入局部最优，此时对应的最优路径长度为 234.09 m；传统

的蚁群算法最优路径搜索能力最差，其在迭代次数为 36 时收敛，此时对应的最优路径长度为 248.34 m。综上，在简单以及复杂的环境中，研究所改进的蚁群算法最优路径的搜索能力最强，同时不易陷入局部最优。改进蚁群算法在两种环境下都表现出较快的收敛速度和较好的稳定性。这表明改进算法在更新规则和信息素挥发率方面进行了有效的优化，从而提高了算法的全局搜索能力和局部开发能力。研究进一步设置了 3 个梯度的蚁群算法种群数，并进行了 50 次仿真实验，故基于仿真结果的路径长度对比如表 1 所示。

表 1 基于蚁群算法的 50 次仿真实验结果对比

| 实验次数 | 算法名称   | 种群数目 | 最优路径长度/m | 最差路径长度/m | 平均路径长度/m |
|------|--------|------|----------|----------|----------|
| 实验 1 | 传统蚁群算法 | 20   | 257.24   | 271.67   | 262.29   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 205.72   | 215.52   | 210.29   |
|      | 传统蚁群算法 | 40   | 254.91   | 273.06   | 268.24   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 203.37   | 211.45   | 206.74   |
|      | 传统蚁群算法 | 60   | 258.92   | 292.25   | 273.99   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 204.39   | 207.75   | 205.73   |
| 实验 2 | 传统蚁群算法 | 20   | 247.05   | 260.91   | 251.90   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 197.57   | 206.99   | 201.96   |
|      | 传统蚁群算法 | 40   | 244.82   | 262.25   | 257.61   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 195.32   | 203.08   | 198.55   |
|      | 传统蚁群算法 | 60   | 248.67   | 280.68   | 263.14   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 196.30   | 199.52   | 197.58   |
| 实验 3 | 传统蚁群算法 | 20   | 259.78   | 274.36   | 264.88   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 207.75   | 217.66   | 212.37   |
|      | 传统蚁群算法 | 40   | 257.44   | 275.77   | 270.89   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 205.39   | 213.55   | 208.78   |
|      | 传统蚁群算法 | 60   | 261.49   | 295.15   | 276.71   |
|      | 改进蚁群算法 |      | 206.42   | 209.80   | 207.76   |

表 1 为种群数目为 20、40、60 三种情况下传统蚁群算法与改进蚁群算法的对比。结果表明，在最优路径上改进蚁群算法在所有种群数目下的最优路径长度均显著低于传统蚁群算法，分别减少了 51.01 m、51.03 m 和 53.99 m，表明改进的蚁群算法能更有效地搜索到更短的路径，具有更强的全局搜索能力和寻优能力。在最差路径长度方面，改进蚁群算法的最差路径长度也明显低于传统蚁群算法，长度差分别为 55.59 m、61 m 和 83.67 m，说明改进的蚁群算法在最差情况下仍能保持较好的性能，避免了传统算法可能出现的较大偏差。最后在平均路径方面，改进的蚁群算法的平均路径长度同样远低于传统蚁群算法，长度差分别为 51.48 m、60.89 m 和 67.59 m，表明改进算法在多次实验中的整体性能更为优异，能持续稳定地提供较短的路径。

针对上述研究中改进蚁群算法在简单以及复杂环境

中的性能较优的结果, 研究通过构建栅格地图以直观表征改进蚁群算法在大型无人机路径规划中的优势。同时研究引入粒子群优化的蚁群算法进行对照实验<sup>[24]</sup>。故基于简单以及复杂环境下的 3 种算法路径规划效果如图 11 所示。

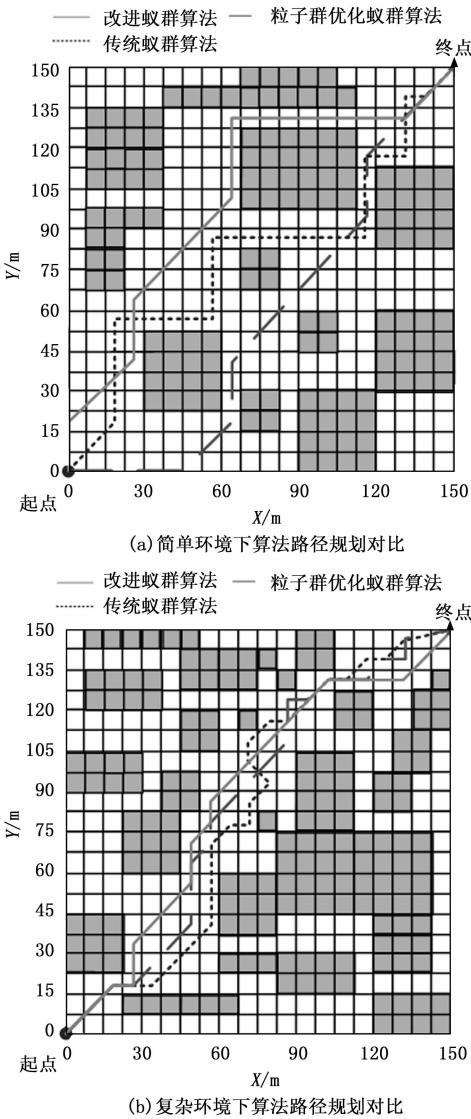


图 11 简单以及复杂环境下 3 种算法路径规划结果对比

图 11 (a) 为简单环境改进蚁群算法、粒子群优化的蚁群算法以及传统蚁群算法路径规划效果对比。结果表明, 改进的蚁群算法最优路径最短, 其数值为 198.68 m; 粒子群优化的蚁群算法与传统蚁群算法的最优路径分别为 205.87 m 和 227.58 m。具体的, 研究所提出的改进粒子群算法拐点数为 6, 经粒子群算法优化的蚁群算法拐点数为 5, 传统的蚁群算法拐点数为 8。研究提出的改进蚁群算法虽然拐点数比粒子群优化的蚁群算法拐点多 1 个, 但最优路径长度较粒子群优化的蚁群算法减少了 7.19 m。同时对比改进的蚁群算法以

及传统的蚁群算法可知, 拐点数目由 8 个降低至 6 个, 同时最优路径长度由 227.58 m 降低至 198.68 m, 表明通过引入障碍物排斥权重与新的启发因子对模型进行优化和改进是有效的; 蚁群算法经过改进后, 路径变得更为更短且平滑, 同时计算的复杂度也显著降低。图 11 (b) 为复杂环境下改进蚁群算法、粒子群优化的蚁群算法以及传统蚁群算法的路径规划结果对比。结果表明, 研究所提出的改进蚁群算法在复杂环境下的拐点数为 9 个, 同时粒子群优化的蚁群算法以及传统的蚁群算法拐点数目分别为 14 个以及 19 个。通过与简单环境下的拐点数目对比发现, 研究提出的改进蚁群算法在简单环境下拐点数目多于粒子群优化的蚁群算法, 但在复杂环境下改进的蚁群算法拐点数目显著小于粒子群优化的蚁群算法, 表明在复杂的环境中研究所提出的粒子群算法在路径规划时更加注重安全性, 避免了更多的急转弯从而降低了碰撞的风险。最后研究对比了 3 种蚁群算法的标准差以及运行时间, 结果如表 2 所示。

表 2 3 种蚁群算法标准差以及运行时间对比

| 实验次数 | 算法名称       | 标准差     | 运行时间/s |
|------|------------|---------|--------|
| 实验 1 | 改进的蚁群算法    | 0.958 4 | 6.45   |
|      | 粒子群优化的蚁群算法 | 2.365 4 | 8.68   |
|      | 传统蚁群算法     | 5.321 4 | 10.58  |
| 实验 2 | 改进的蚁群算法    | 0.985 4 | 6.31   |
|      | 粒子群优化的蚁群算法 | 2.202 5 | 8.17   |
|      | 传统蚁群算法     | 5.102 5 | 11.36  |
| 实验 3 | 改进的蚁群算法    | 0.995 2 | 6.24   |
|      | 粒子群优化的蚁群算法 | 2.023 5 | 8.36   |
|      | 传统蚁群算法     | 5.254 1 | 11.02  |

表 2 中, 在 3 次平行试验中, 改进的蚁群算法表现出了较高的稳定性、快速的运行时间以及较优的综合性能。具体的, 改进的蚁群算法在所有实验中的标准差均低于 1.0, 该数值显著低于粒子群优化的蚁群算法和传统蚁群算法; 改进的蚁群算法运行时间在 6.24~6.45 s 之间, 经粒子群优化的蚁群算法运行时间在 8.17~8.68 s, 传统蚁群算法的运行时间在 10.58~11.02 s, 结果表明研究提出的改进蚁群算法在 3 种算法中计算效率最高; 综合稳定性以及运行时间, 改进的蚁群算法在关键性能指标上均表现最佳, 较为适配对算法性能有高要求的应用场景。

7.2 动态避障与实时响应能力验证

对改进的蚁群算法进行验证后, 研究进一步从实时性、鲁棒性、路径规划功能以及环境适应性方面对大型无人机路径规划系统的性能进行测试。测试结果如图 12 所示。

图 12 (a) 为无人机规划系统响应时间对比。通过

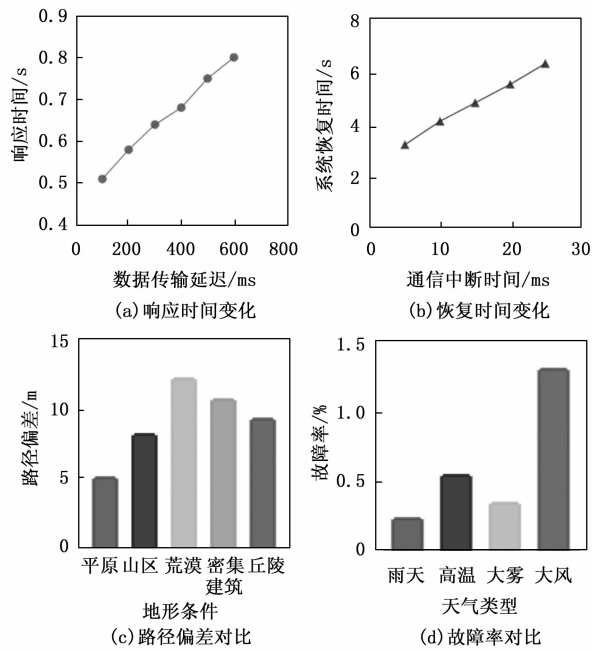


图 12 无人机规划系统性能测试

对比不同的数据传输延迟所对应的测试系统响应时间，能够确保系统在实际应用中能够及时更新无人机的状态信息。结果表明随着数据传输延迟的增大，系统的响应时间也逐渐增大，当数据传输时间为 600 ms 时，此时系统的响应时间为 0.8 s，表明路径规划系统在实际应用中能够及时地更新无人机的状态信息。图 12 (b) 为通信中断后，路径规划系统自动检测到中断并尝试重新建立连接的时间变化。结果表明，系统恢复时间随通信中断时间的增大而增大，当通信终点时间为 25 ms 时，系统的恢复时间为 6.3 s，通过模拟通信中断的异常情况可以得出路径规划系统具有较好的鲁棒性。图 12 (c) 为不同地形条件下路径偏差对比。结果表明，荒漠地形下的路径偏差最大，同时所有地形条件下的路径偏差均在可接受的范围内，验证了路径规划系统的所生成路径的准确性以及合理性。图 12 (d) 为不同天气类型下故障率对比。结果表明，除大风外其余天气的故障率均在 1% 以下，验证了路径规划系统在不同的天气下稳定性较好。最后研究对比了 3 种不同动态环境下蚁群算法的路径规划效果，结果如表 3 所示。

表 3 中，场景 1 为复杂动态环境，包含多个快速飞行的鸟类，其运动模型可近似为随机运动模型，在这种环境下无人机的路径规划系统必须能够快速响应鸟类的随机运动，其要求系统具备高度的灵活性和实时性，能够迅速重新规划路径以避免这些不可预测的障碍物。其中鸟类的速度设置为 5 m/s~15 m/s 之间，加速度设置在  $-2\text{ m/s}^2\sim2\text{ m/s}^2$  之间，同时鸟类的运动方向每 2~

表 3 不同动态障碍物场景下路径规划效果对比

| 场景   | 算法         | 平均路径长度 /m | 平均收敛迭代次数 | 平均运行时间 /s | 与障碍物最小距离/m |
|------|------------|-----------|----------|-----------|------------|
| 场景 1 | 改进蚁群算法     | 200.32    | 50       | 6.45      | 5.2        |
|      | 传统蚁群算法     | 248.34    | 36       | 11.02     | 3.8        |
|      | 粒子群优化的蚁群算法 | 218.62    | 70       | 8.68      | 4.5        |
| 场景 2 | 改进蚁群算法     | 198.68    | 30       | 6.31      | 4.9        |
|      | 传统蚁群算法     | 227.58    | 20       | 10.58     | 3.5        |
|      | 粒子群优化的蚁群算法 | 205.87    | 50       | 8.17      | 4.2        |
| 场景 3 | 改进蚁群算法     | 186.54    | 30       | 6.24      | 5.5        |
|      | 传统蚁群算法     | 238.64    | 20       | 11.36     | 3.9        |
|      | 粒子群优化的蚁群算法 | 195.47    | 50       | 8.36      | 4.7        |

5 s 变化一次；场景 2 为中等复杂动态环境，包含多个移动的施工车辆，由于其通常沿固定或半固定的路径移动，其速度和方向相对可预测，因此可以采用线性运动模型，在这种环境下，无人机的路径规划系统可以利用车辆的线性运动特性来预测其未来位置，并据此规划出安全的飞行路径。其中施工车辆的速度设置为 5 m/s，场景中设置 2~5 辆施工车辆，障碍物的尺寸设置为 5 m×2 m×1.5 m；场景 3 为简单动态环境，包含少量慢速行走的行人，由于行人的运动通常较为规律，可以近似为线性运动模型，在这种环境下系统可以采用较为简单的避障策略，如在检测到行人时逐渐调整飞行路径，以保持安全距离。其中行人的速度设置为 0.5 m/s~1.5 m/s 之间，行为的运动方向每 10~30 s 变化一次，此外场景中设置 2~5 名行人以模拟不同的障碍物密度，行人的尺寸信息设置为平均尺寸（高 1.7 m，宽 0.6 m）。结果表明，路径长度方面，改进蚁群算法在所有场景中均生成了最短路径，路径长度分别比传统蚁群算法和 PSO-ACO 减少了约 13%~22% 和 3%~8%。这表明改进算法在路径优化方面表现出色，能够有效降低无人机的飞行距离和能耗。收敛速度方面，改进蚁群算法的平均收敛迭代次数在场景 1、2、3 中分别为 50 次、30 次和 30 次，显著低于 PSO-ACO 的 70 次、50 次和 50 次，且在复杂场景下（场景 1）收敛速度优于传统蚁群算法，表明改进蚁群算法能够更快地找到最优路径，减少计算资源的消耗。运行时间方面，改进蚁群算法的平均运行时间在所有场景中均为最短，运行时间在 6.24 s 到 6.45 s 之间，相比传统蚁群算法和 PSO-ACO 分别减少了约 40% 和 20%。这表明改进算法在实时性方面具有显著优势，适合动态环境中的快速路径规划。路径安全性方面，改进蚁群算法在所有场景中与障碍物的最小距离均为最大，分别为 5.2 m、4.9 m 和 5.5 m，显著高于传统蚁群算法和 PSO-ACO，表明改进算法能够更

好地避开动态障碍物,降低碰撞风险,提高路径的安全性。

综上,研究为提高算法在不同环境条件下的稳定性和可靠性,引入了闭环反馈机制。该机制通过实时感知环境变化,动态调整蚁群算法的关键参数,其中包括信息素挥发率、启发因子权重等。反馈函数的设计原则基于环境变化的实时监测,如障碍物位置和突发天气变化。参数调节范围的确定方法是通过实验标定来确定的,通过在不同环境条件下进行多次仿真实验,记录算法性能的变化,从而确定参数的最优调节范围。这种动态调整机制能够快速适应突发情况,包括临时新增的静态障碍或动态障碍物行为的突变,从而提高了算法的适应性和系统在复杂环境下的可靠性。

7.3 抗干扰性能测试

对动态避障与实时响应能力进行验证后,研究进一步在 30 dBm GSM 信号干扰环境下进行测试,对比了传统方案与研究所述的优化方案的定位偏差,结果如图 13 所示。

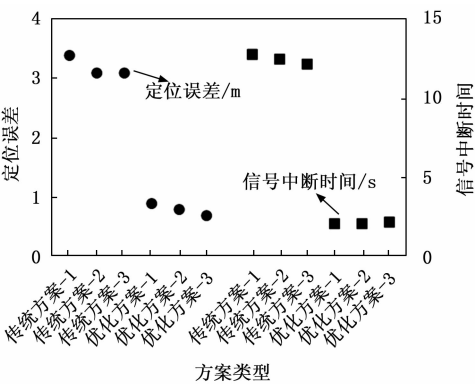


图 13 传统方案与研究所述的优化方案定位偏差与信号中断时间对比

图 13 为优化方案与传统方案定位偏差与中断时间对比。定位误差上,优化方案的平均定位误差为 0.8 m,而传统方案的平均定位误差仅为 3.2 m,表明优化方案在定位精度方面有显著提升,其可能的原因为优化方案可能采用了更先进的抗干扰技术,同时结合了北斗卫星导航模块的增强抗干扰能力,通过优化信号接收算法和增加抗干扰滤波器,进一步提高了定位的稳定性和精度。信号中断时间恢复方面,传统方案与优化方案的中断时间分别为 12.5 s 和 2.1 s,优化方案的信号中断恢复时间仅为传统方案的约 16.8%,表明优化方案在信号中断恢复方面有显著改进,其可能是由于优化方案采用更先进的动态信号调整功能,能够根据环境干扰强度自动调整信号接收参数,确保在强干扰环境下仍能快速恢复信号。

7.4 能耗对比分析

对抗干扰性能进行测试后,研究最后设置了 50 公里的巡检任务,以此对比了传统方案与优化方案的能耗,结果如表 4 所示。

表 4 抗干扰性能对比

| 数据类型      | 传统方案 | 优化方案 |
|-----------|------|------|
| 电机驱动功率/%  | 82   | 92   |
| 导航模块功耗/W  | 21.0 | 14.7 |
| 总续航时间/min | 120  | 156  |

表 4 中,传统方案与优化方案的电机驱动功率分别为 82%和 92%,优化方案的电机驱动效率比传统方案提高了 10%,表明在相同的输入功率下,优化方案能够更有效地将电能转化为机械能,减少能量损失。导航模块功耗传统方案与优化方案分别为 21 W 和 14.7 W,表明优化方案采用了低功耗设计的北斗导航模块,通过优化电源管理和任务调度,降低了导航模块在运行过程中的能耗。最后在总续航时间方面,传统方案与优化方案的总续航时间分别为 120 min 和 156 min,表明优化方案通过提高电机驱动效率和降低导航模块功耗,优化方案能够更有效地利用有限的电量,从而延长续航时间。

8 结束语

研究基于北斗卫星导航系统,设计了一个大型无人机巡检路径规划系统,同时引入障碍物排斥权重以及新的启发因子对蚁群算法进行了改进,并将其应用于路径规划。研究结果中,首先在全局搜索能力方面,研究提出的改进蚁群算法在简单和复杂环境下的最优路径长度分别为 186.54 m 和 200.32 m,显著低于传统蚁群算法的 238.64 m 和 248.34 m;稳定性以及计算效率方面,改进蚁群算法在三次实验中的标准差均低于 1.0,远低于粒子群优化的蚁群算法和传统蚁群算法。在无人机巡检效率方面,简单环境下,改进蚁群算法规划的最优路径长度比传统蚁群算法减少了 52.1 m。

尽管研究取得了一定的成果,但仍存在一些不足之处。首先,改进的蚁群算法在参数选择上仍需进一步优化,以此使得大型无人机能够适应不同类型的巡检任务和环境条件。其次,路径规划系统在实际应用中的实时性和鲁棒性尚未得到充分验证,尤其是在复杂多变的天气和地形条件下,算法的稳定性和准确性可能会受到影响。未来的研究中应进一步研究蚁群算法的参数自适应调整机制,使其能够根据不同的任务需求和环境变化自动调整参数,提高算法的适应性和灵活性;同时在路径规划中引入更多的优化目标,如最小能耗、最短任务完

成时间等, 实现多目标的综合优化, 以满足不同应用场景的需求。

#### 参考文献:

- [1] YANG C, LIU X, ZHOU H, et al. Towards accurate image stitching for drone-based wind turbine blade inspection [J]. *Renewable Energy*, 2023, 203 (3): 267–279.
- [2] JACOBSEN R H, MATLEKOVIC L, SHI L, et al. Design of an autonomous cooperative drone swarm for inspections of safety critical infrastructure [J]. *Applied Sciences*, 2023, 13 (3): 1256–1268.
- [3] DIAZ P M, TITTUS P. Fast detection of wind turbine blade damage using cascade mask r-dscnn-aided drone inspection analysis [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2023, 17 (5): 2333–2341.
- [4] YU H, ZHANG K, ZHAO X, et al. Research on data link channel decoding optimization scheme for drone power inspection scenarios [J]. *Drones*, 2023, 7 (11): 662–682.
- [5] 严永锋, 任涛, 王涛, 等. 基于贝叶斯改进神经网络的电力无人机鲁棒姿态控制方法 [J]. *计算机测量与控制*, 2024, 32 (02): 142–148+155.
- [6] QU F, LIN Y, TIAN L, et al. Lightweight oriented detector for insulators in drone aerial images [J]. *Drones*, 2024, 8 (7): 294–306.
- [7] 骆文冠, 于小兵. 基于强化学习布谷鸟搜索算法的应急无人机路径规划 [J]. *灾害学*, 2023, 38 (2): 206–212.
- [8] LI J L, XIONG X Z, YANG K L, et al. Research on indoor UAV path planning based on ROS and fusion algorithm [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2024, 43 (1): 173–181.
- [9] 孙雪莹, 易军凯. 无人机三维路径规划的粒子群混合算法 [J]. *电讯技术*, 2023, 63 (3): 335–341.
- [10] 蒋翱徽, 刘文红. 基于改进蜣螂优化算法的无人机三维路径规划 [J]. *电子测量技术*, 2024, 47 (13): 128–135.
- [11] 郑仟. 基于多旋翼无人机的架空输电线路状态检测系统设计 [J]. *计算机测量与控制*, 2022, 30 (12): 332–338.
- [12] 贾鑫. 基于 GPS 的计算机数据采集处理系统设计 [J]. *现代电子技术*, 2020, 43 (21): 147–150.
- [13] JIAO C, WAN X, LI H, et al. Dynamic projection method of electronic navigational charts for polar navigation [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12 (4): 577–589.
- [14] LI Y, Feng Q, JI C, et al. GNSS and LiDAR integrated navigation method in orchards with intermittent GNSS dropout [J]. *Applied Sciences*, 2024, 14 (8): 3231–3247.
- [15] ROQUE-CLAROS R E, FLORES-LLANOS D P, MAQUERA-HUMPIRI A R, et al. UAV path planning model leveraging machine learning and swarm intelligence for smart agriculture [J]. *Scalable Computing: Practice and Experience*, 2024, 25 (5): 3752–3765.
- [16] MOHAMMED K, ALIEDANI A, AL-IBADI A. Adaptive vector field histogram plus (VFH+) algorithm using fuzzy logic in motion planning for quadcopter [J]. *Journal of Robotics and Control (JRC)*, 2024, 5 (2): 582–596.
- [17] 廖红兵, 况松陵, 李扬帆, 等. 复杂场景下基于深度学习与多传感器融合的无人机配网巡检智能避障技术 [J]. *测绘通报*, 2025, (01): 22–28.
- [18] RANGANATHAN C S, SAMPATHRAJAN R. Chaotic ant colony algorithm to control congestion and enhance opportunistic routing in multimedia network [J]. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 2024, 13 (5): 3636–3643.
- [19] YAN B, Quan J, YAN W. Three-Dimensional obstacle avoidance harvesting path planning method for Apple-Harvesting robot based on improved ant colony algorithm [J]. *Agriculture*, 2024, 14 (8): 1336–1349.
- [20] LI Y, ZHANG Z, SUN Q, et al. An improved ant colony algorithm for multiple unmanned aerial vehicles route planning [J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2024, 361 (15): 107060–107075.
- [21] PU X, SONG X, TAN L, et al. Improved ant colony algorithm in path planning of a single robot and multi-robots with multi-objective [J]. *Evolutionary Intelligence*, 2024, 17 (3): 1313–1326.
- [22] XIE Y, LIU C, LI W, et al. Optimization of stamping process parameters based on an improved particle swarm optimization – genetic algorithm and sparse auto-encoder – back-propagation neural network model [J]. *Engineering Optimization*, 2024, 56 (2): 252–273.
- [23] HOU J, JIANG W, LUO Z, et al. Dynamic path planning for mobile robots by integrating improved sparrow search algorithm and dynamic window approach [C] // *Actuators*. MDPI, 2024, 13 (1): 24–49.
- [24] LI J, WAN L, HUANG Z, et al. Hybrid path planning strategy based on improved particle swarm optimisation algorithm combined with DWA for unmanned surface vehicles [J]. *Journal of Marine Science and Engineering*, 2024, 12 (8): 1268–1283.