

基于迭代博弈反馈一势场蚁群算法的 飞行器平滑轨迹避障控制

张勇^{1,2}, 王雨峰³, 杨弘³

(1. 山西省无线电监测中心, 太原 030000; 2. 太原理工大学 电子信息工程学院, 太原 030024;
3. 成都大公博创信息技术有限公司, 成都 610000)

摘要: 在飞行器动态势场环境中, 障碍物在状态转移时会引入时变势场梯度, 形成混沌吸引域, 增加了避障难度; 而且, 飞行器的欠驱动特性导致其运动学系统存在非完整约束, 由此导致的混沌行为会使轨迹出现非平滑跃迁; 故文章针对基于迭代博弈反馈一势场蚁群算法的飞行器平滑轨迹避障控制方法展开研究; 在构建飞行器运动学模型并确定其动力学约束条件后, 明确静态/动态障碍物, 设计引力场(目标吸引)和斥力场(障碍物排斥)函数, 构造环境总势场函数, 实现全局目标导向与局部避障间的动态平衡, 突破混沌吸引域的拓扑限制, 提高避障成功率; 在环境总势场函数限制下, 从路径最短性、平滑性和安全性3个方面建立避障控制目标函数, 并利用势场蚁群算法求解; 当势场梯度突变或蚁群信息素分布不均时, 路径易出现高频抖动, 加剧飞行器动力学系统的混沌行为, 影响轨迹平滑性; 针对此问题, 引入迭代博弈反馈机制平滑势场梯度变化, 通过优化信息素分布减少路径曲率突变, 抑制飞行器动力学混沌行为, 使轨迹收敛至稳定平滑解, 获得能够同时满足轨迹平滑性与避障控制需求的飞行器最优轨迹; 实验结果显示: 应用该方法生成的飞行器轨迹可以与障碍物保持安全距离, 飞行器避障成功率为100%, 飞行器轨迹平滑度最大值可达到0.95, 且在多类型飞行器、复杂环境中的避障性能仍较优, 这说明该方法具有有效性。

关键词: 飞行器; 避障控制; 运动学模型; 平滑轨迹; 势场函数; 势场蚁群算法; 博弈反馈; 信息素

Smooth Trajectory Obstacle Avoidance Control of Aircraft Based on Iterative Game Feedback Potential Field Ant Colony Algorithm

ZHANG Yong^{1,2}, WANG Yufeng³, YANG Hong³

(1. Shanxi Radio Monitoring Center, Taiyuan 030000, China;

2. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

3. Chengdu Dagong Bochuang Information Technology Co., Ltd., Chengdu 610000, China)

Abstract: In the dynamic potential field environment of aircraft, time-varying potential field gradients are introduced in obstacles during their state transitions, which generate chaotic attraction domains, making it difficult to obstacle avoidance. Moreover, the underactuated characteristics of the aircraft result in incomplete constraints in its kinematic system, and the resulting chaotic behavior will cause the trajectory to exhibit non-smooth transitions. Therefore, based on an iterative game feedback potential field ant colony algorithm, research on the obstacle avoidance control method for the smooth trajectory of aircraft is conducted. After constructing the kinematic model of the aircraft and determining its dynamic constraints, static/dynamic obstacles are identified, and gravity field (target attraction) and repulsion field (obstacle repulsion) functions are designed. An environmental potential field function is constructed to achieve a dynamic balance between global target guidance and local obstacle avoidance, to break through the topological limitations of chaotic attraction domain, and to improve the success rate of obstacle avoidance. With the environmental potential field function constrained, the obstacle avoidance control objective function is established from three aspects: shortest path, smoothness, and safety, and the potential field ant colony algorithm are used to solve this function. With the potential field gradient changed abruptly or the distribution of ant

收稿日期:2025-05-15; 修回日期:2025-07-11。

基金项目:山西省无线电监测网升级改造项目(四期)(1499002023AGK01705)。

作者简介:张勇(1984-),男,工程硕士,高级工程师。

引用格式:张勇,王雨峰,杨弘.基于迭代博弈反馈一势场蚁群算法的飞行器平滑轨迹避障控制[J].计算机测量与控制,2026,34(5):163-171,298.

colony pheromones uneven, the path is prone to high-frequency jitter, which exacerbates the chaotic behavior of the aircraft dynamics system and affects the smoothness of the trajectory. To address this issue, an iterative game feedback mechanism is introduced to smooth gradient changes in the potential field. The distribution of pheromones is optimized to reduce abrupt changes in the curvature of paths, to suppress the dynamics chaotic behavior of aircraft, and to make the trajectory converge to a stable smooth solution, thus obtaining the optimal trajectory of the aircraft that can simultaneously meet the requirements of trajectory smoothness and obstacle avoidance control. Experimental results show that the trajectory of the aircraft by this method can maintain a safe distance from obstacles, with a success rate of 100% in obstacle avoidance. The maximum smoothness of the aircraft trajectory can reach up to 0.95. In multiple types of aircraft and complex environments, this method has a good obstacle avoidance performance, indicating its effectiveness.

Keywords: aircraft; obstacle avoidance control; kinematic model; smooth trajectory; potential function; potential field ant colony algorithm; game feedback; pheromone

0 引言

在复杂多变的环境中执行任务时,飞行器的避障需求与轨迹平滑性需求显得尤为重要^[1]。为确保安全高效地完成飞行任务,飞行器必须能够实时感知周围环境,精准识别潜在障碍,并迅速规划出一条既避开所有障碍又能保持飞行效率的最优路径^[2]。而在避障的同时,确保生成的飞行轨迹平滑连续,避免急剧的转向或高度变化,是飞行器控制领域的一大难题。平滑的轨迹有助于减少飞行过程中的机械应力,延长飞行器使用寿命,同时也有助于提高飞行器的操控性能和响应速度^[3]。

然而,实现轨迹平滑与避障控制的结合并非易事。一方面,避障方法需要在有限的时间内快速响应,这意味着需要在计算效率和路径质量之间做出权衡。另一方面,轨迹平滑方法则需要考虑飞行器的动力学约束,以确保生成的轨迹在实际飞行中是可行的。为此,文献[4]基于双目视觉和超声波测距实现障碍物感知,设计了避障控制系统,并通过机器视觉和超声波测距实现避障功能。虽然该方法能够响应避障需求,但双目视觉和超声波测距的精度和范围可能受限,影响复杂环境下的避障效果;文献[5]针对扑翼飞行器机动性能弱的问题,提出心形避障算法和U型障碍避障策略,结合示教学习辅助的强化学习局部路径规划算法。然而,心形避障算法和U型障碍避障策略不适用于所有类型的障碍物,限制了该方法的通用性;文献[6]针对无人机飞行过程中机动障碍物的避障问题,提出MPC避障路径规划方法,包括障碍物预测模型、一阶指数参考轨迹生成方法和能力-时间组合最优的滚动优化模型。然而,在复杂多变的环境中,MPC方法的准确性可能受到影响;文献[7]提出结合LK光流法和极大化思想的四轴飞行器避障算法,通过预处理视频流、剔除角点、分组计算轮廓、计算安全避障域等步骤,实现避障功能。然而,LK光流法对环境光照和纹理变化敏感,可能影响角点的稳定性和准确性;文献[8]提出基于双级卡尔曼滤波的改进向量场直方图算法,通过双级卡

尔曼滤波提升无人机姿态解算精度,保持飞行稳定性,并提出“双阈值”策略和局部扇区改进办法优化避障效果。然而,该方法对特定类型障碍物的检测和优化不够充分,难以实现精准避障。

基于上述分析,本研究提出基于迭代博弈反馈-势场蚁群算法的飞行器平滑轨迹避障控制方法。

1 飞行器平滑轨迹避障控制方法设计

1.1 飞行器运动学模型构建

为了提升飞行器平滑轨迹避障控制的整体性能,本研究首先构建飞行器运动学模型,确定其动力学约束条件,为后续避障控制奠定基础。

基于飞行器的运动特性,建立三自由度质点模型,并引入动力学约束条件(速度、加速度、曲率限制),确保生成的轨迹符合实际飞行器的物理可行性^[9]。

首先,将飞行器状态量定义为:

$$X(t) = [x(t), y(t), \psi(t), v(t)]^T \quad (1)$$

式中, $X(t)$ 代表飞行器状态量; $[x(t), y(t)]$ 代表飞行器在惯性坐标系下的位置坐标信息; $\psi(t)$ 代表航向角; $v(t)$ 代表速度。

假设飞行器始终处于协调转弯状态,即升力与离心力平衡,则飞行器运动学模型为:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = v(t) \cos\psi(t) \\ \dot{y}(t) = v(t) \sin\psi(t) \\ \dot{\psi}(t) = \frac{g}{v(t)} \tan\varphi(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\dot{x}(t)$ 与 $\dot{y}(t)$ 代表飞行器在 x 和 y 方向上的瞬时速度分量; $\dot{\psi}(t)$ 代表航向角的变化率,即偏航角速度; g 代表重力加速度; $\varphi(t)$ 代表滚转角。

飞行器动力学约束条件主要包括速度约束条件、加速度约束条件与曲率约束条件:

1) 速度约束条件:飞行器的速度受发动机推力与气动阻力平衡限制,需满足下述公式:

$$v_{\min} \leq v(t) \leq v_{\max} \quad (3)$$

式中, v_{\min} 代表最小速度,也是飞行器的失速速度。该

速度取决于飞行器的翼型、重量、空气密度和最大升力系数。通过风洞试验或飞行试验验证确定。低于此速度, 飞行器无法产生足够的升力维持飞行; v_{\max} 代表最大推力对应的速度, 该速度受限于发动机最大可用推力与飞行器总阻力的平衡点。达到此速度时, 推力等于阻力, 无法再加速。

2) 加速度约束条件: 加速度受飞行器发动机响应和空气动力学特性的限制, 主要分为切向加速度和法向加速度, 需满足下述公式:

$$\begin{cases} |a_t(t)| = |\dot{v}(t)| \leq a_{t,\max} \\ |a_n(t)| = v(t)\dot{\varphi}(t) \leq a_{n,\max} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $a_t(t)$ 代表切向加速度; $a_n(t)$ 代表法向加速度; $\dot{v}(t)$ 代表瞬时速度; $a_{t,\max}$ 代表切向加速度的上限。该上限主要由发动机的最大推力响应能力和飞行器质量决定, 反映了飞行器在航迹切线方向上加速或减速的能力极限。根据发动机的最大推重比和响应时间常数计算得出, 并结合飞控系统的执行器速率限制进行修正。该研究中, $a_{t,\max}$ 取值为 5 m/s^2 , 是针对特定测试飞行器通过计算和实测确定的典型值; $a_{n,\max}$ 代表法向加速度的上限, 主要受限于飞行器的结构强度和气动舵面/旋翼系统的操纵能力。过大的法向加速度会导致机翼/机体结构过载或失速。对于稳定性要求高的飞行器, 此值较低。

3) 曲率约束条件: 轨迹的瞬时曲率需满足最小转弯半径限制, 表达式为:

$$\begin{cases} \kappa(t) = \frac{|\dot{\varphi}(t)|}{v(t)} \leq \kappa_{\max} = \frac{1}{R_{\min}} \\ R_{\min} = \frac{v^2}{g \tan \varphi_{\max}} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\kappa(t)$ 代表轨迹瞬时曲率; κ_{\max} 代表轨迹瞬时曲率的上限; R_{\min} 代表最小转弯半径, 该参数是飞行器机动性的核心指标, 由当前飞行速度和飞行器所能达到的最大法向加速度共同决定; v 代表飞行器标准速度; φ_{\max} 代表最大滚转角。该研究中, φ_{\max} 的取值为 35° , 是针对测试四旋翼无人机设定的典型值, 反映了其机动能力和稳定性之间的权衡。

在飞行器轨迹优化问题中, 动力学约束条件可转化为状态与控制量的不等式约束条件, 将其嵌入至势场蚁群算法代价函数中, 可以提升飞行器平滑轨迹避障控制精度, 表达式为:

$$\begin{cases} \|v(t)\|_2 \leq v_{\max} \\ \|a(t)\|_2 \leq a_{\max} \\ \|\kappa(t)\| \leq \frac{a_{n,\max}}{[v(t)]^2} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $a(t)$ 代表加速度向量, 记为 $a(t) = [a_t(t), a_n(t)]^T$ 。

1.2 构造环境总势场函数

环境建模与障碍物表示是飞行器避障路径规划的基

础^[10]。因此, 本研究基于势场法设计引力场(目标吸引)和斥力场(障碍物排斥)函数, 从而构造环境总势场函数, 通过引力场引导飞行器朝向目标, 斥力场避免与障碍物碰撞, 实现全局目标导向与局部避障间的动态平衡, 确保生成的轨迹满足安全性与可行性约束。

建立障碍物与环境模型所需硬件设备如表 1 所示。

表 1 硬件设备示意表

设备类别	设备名称	参数名称	参数配置
环境感知设备	激光雷达	水平视场	360°
		垂直视场	15°
		测距精度	3 cm
		点云密度	≥ 10 万点/秒
	毫米波雷达	探测距离	0.2~50 m
		速度分辨率	0.1 m/s
		毫米波	77 GHz
视觉传感器	深度精度	2%	
	帧率	30 Hz	
实时计算设备	边缘计算单元	AI 算力	32 TOPS
		频率	≥ 20 Hz
		延迟	< 50 ms
	惯导系统	姿态精度	0.1°
		位置精度	1 cm
势场计算设备	FPGA 加速器	处理延迟	$< 1 \mu\text{s}$
		IP 核	支持定制
	TSN 交换机	确定性延迟	$< 10 \mu\text{s}$
		时间触发通信	IEEE 802.1Qbv

表 1 中, 势场计算核心设备为 FPGA 加速器, 其采用含有反馈路径的排序架构^[11], 虽然能够满足计算需求, 但是存在硬件资源占用率较高的问题, 难以对其进行大范围推广使用。因此, 本研究对 FPGA 加速器排序架构进行改进及其优化, 即删除反馈路径、选取环节、归并环节等, 最大限度地简化 FPGA 加速器排序架构。

FPGA 加速排序架构改进方式如图 1 所示。

以选取的硬件设备为基础, 获取飞行器飞行区域的环境信息, 以此为基础, 确定静态障碍物与动态障碍物的数学表示, 如下所示:

1) 静态障碍物通常用几何形状(多边形)来表示, 其表达式为:

$$O_j = p \in R^2 | Ap \leq b \quad (7)$$

式中, O_j 代表第 j 个静态障碍物; p 代表位置信息; A 与 b 代表线性不等式参数, 描述多边形的边。

2) 动态障碍物需考虑时间维度, 其位置和速度会随时间而变化。采用马尔可夫过程描述不确定性, 确定动态障碍物状态转移概率, 表达式为:

$$\hat{P}[p_j(t + \Delta t) | p_j(t)] \sim \Gamma[p_j(t) + v_j \Delta t, \Sigma] \quad (8)$$

式中, $\hat{P}[p_j(t + \Delta t) | p_j(t)]$ 代表动态障碍物的状态转移

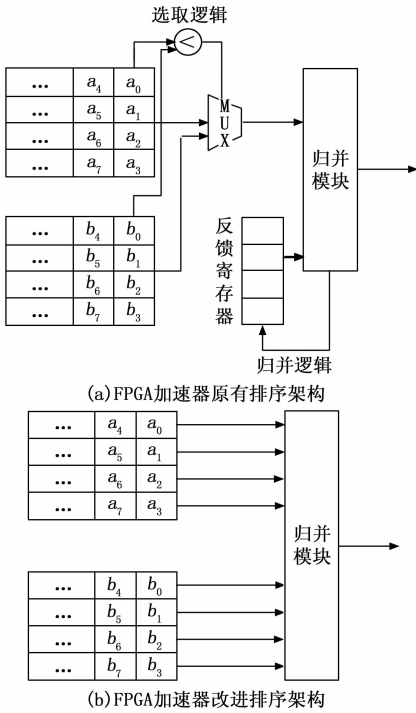


图 1 FPGA 加速排序架构改进示意图

概率; $p_j(t)$ 与 $p_j(t + \Delta t)$ 代表 t 、 $t + \Delta t$ 时刻动态障碍物的位置; Δt 代表采样间隔时间; v_j 代表动态障碍物的运行速度; $\Gamma(\cdot)$ 代表马尔可夫函数。

势场法通过虚拟力场引导飞行器运动, 主要包括引力场(吸引至目标)和斥力场(远离障碍物)^[12]。引力场设计为飞行器当前位置 p 到目标点 p_{goal} 的二次函数, 表达式为:

$$U_{\text{att}}(p) = \frac{1}{2} \cdot \zeta \cdot \|p - p_{\text{goal}}\|^2 \quad (9)$$

式中, $U_{\text{att}}(p)$ 代表引力场函数; ζ 代表引力增益系数。

斥力场需在障碍物附近产生高势能, 其需满足如:

- 1) 安全距离约束: 定义影响半径 ρ_0 , 仅当距离 $d(p, O_j) \leq \rho_0$ 时产生斥力。
 - 2) 势场连续性: 势函数在边界处可微以避免震荡。
- 斥力场函数表达式为:

$$U_{\text{rep}}(p) = \begin{cases} \frac{\eta \cdot \left[\frac{1}{d(p, O_j)} - \frac{1}{\rho_0} \right]^2}{2}, & \text{if } d(p, O_j) \leq \rho_0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $U_{\text{rep}}(p)$ 代表斥力场函数; η 代表斥力增益系数; $d(p, O_j)$ 代表飞行器当前位置 p 到障碍物 O_j 的最短距离。

总势场为引力与斥力的叠加, 表达式为:

$$U_{\text{total}}(p) = U_{\text{att}}(p) + \sum_j U_{\text{rep}}^j(p) \quad (11)$$

式中, $U_{\text{total}}(p)$ 代表总势场函数。

1.3 确定飞行器平滑轨迹避障控制目标

在构造环境总势场函数后, 以此为限制, 本研究从路径最短性、平滑性和安全性 3 个方面综合考虑, 建立了平滑轨迹避障控制目标函数, 确保生成的轨迹既高效又安全, 且具有良好的平滑性。上述目标之间存在耦合关系, 需通过多目标优化框架进行协同处理^[13]。其中:

- 1) 路径最短性通过轨迹弧长最小化实现:

$$J_1 = \sum_{t=1}^N \|p(t+1) - p(t)\| \quad (12)$$

式中, J_1 代表路径最短性目标函数; N 代表轨迹位置的总数量; $\|p(t+1) - p(t)\|$ 代表相邻轨迹点之间的弧长。

- 2) 平滑性通过曲率及其变化率约束实现:

$$J_2 = \int_{t=1}^N \{ [\kappa(t)]^2 + \sigma [\dot{\kappa}(t)]^2 \} dt \quad (13)$$

式中, J_2 代表平滑性目标函数; σ 代表权重系数, 取值范围为 0.1~0.3; $\hat{\kappa}(t)$ 代表曲率变化率。

- 3) 安全性通过障碍物距离势场实现:

$$J_3 = \sum_{j=1}^M \int_{t=1}^N \frac{1}{\{d[p(t), O_j]\}^\alpha} dt \quad (14)$$

式中, J_3 代表安全性目标函数; M 代表障碍物的总数量; α 代表势场强度系数, 取值范围为 2~3。

基于此, 采用加权求和形式综合处理 3 种目标函数, 获取飞行器平滑轨迹避障控制的综合目标函数如下:

$$\begin{cases} J_{\text{total}} = \omega_1 J_1 + \omega_2 J_2 + \omega_3 J_3 \\ \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \end{cases} \quad (15)$$

式中, J_{total} 代表飞行器平滑轨迹避障控制的综合目标函数; ω_1 、 ω_2 与 ω_3 代表权重系数。

同时, 确定目标函数的约束条件, 即为飞行器动力学约束条件, 为式 (3) ~ (6), 及其最小安全距离约束条件, 表达式为:

$$d[p(t), O_j] \geq d_{\text{safe}} \quad (16)$$

式中, d_{safe} 代表飞行器与障碍物之间的安全距离。

1.4 势场蚁群算法的改进与应用

飞行器在复杂环境中的避障需求与轨迹平滑性需求是紧密相连且互为补充的。实现这两者的有效结合, 不仅要求应用算法具备高效、准确的路径规划能力, 还需要考虑飞行器的物理限制和环境的动态变化, 以确保飞行过程的安全、高效^[15]。因此, 本研究以 1.2 节构建的环境总势场函数为基础, 以 1.3 节建立的飞行器平滑轨迹避障控制综合目标函数 (1.1 节输出结果为综合目标函数的约束条件), 基于势场蚁群算法对综合目标函数进行求解, 获得能够同时满足轨迹平滑性与避障控制需求的飞行器最优轨迹。

1.4.1 势场蚁群算法的改进

当势场梯度突变或蚁群信息素分布不均时, 路径易

出现高频抖动,加剧飞行器动力学系统的混沌行为,影响轨迹的平滑性。针对这一问题,本研究首先引入迭代博弈反馈机制改进势场蚁群算法,平滑势场梯度变化,并通过优化信息素分布减少路径曲率突变,抑制飞行器动力学混沌行为,使轨迹收敛至稳定平滑解。

步骤1:定义博弈参与者与策略空间。

参与者1(环境势场):动态调整引力/斥力增益系数(ζ/η),优化势场梯度分布。

参与者2(蚁群行为):调整信息素挥发系数(δ)与启发式因子权重(χ),优化路径搜索策略。

参与者3(目标函数):动态分配路径最短性、平滑性与安全性的权重系数(ω_1 、 ω_2 、 ω_3),协调多目标冲突。

步骤2:构建博弈反馈框架。将每轮迭代视为一个博弈回合,参与者根据当前路径平滑度调整策略。

步骤3:迭代博弈优化。

首先,在每轮博弈中,各参与者基于纳什均衡理论,选择最大化自身收益的策略:

1)环境势场通过调整 ζ 、 η ,使势场梯度逼近理想分布。假设当前势场梯度与理想梯度的偏差为 ΔG ,则引力增益系数和斥力增益系数的调整量可以表示为:

$$\begin{aligned}\Delta\zeta &= \alpha \times \Delta G_\zeta \\ \Delta\eta &= \beta \times \Delta G_\eta\end{aligned}\quad (17)$$

式中, α 和 β 分别代表引力增益系数和斥力增益系数的调整步长, ΔG_ζ 和 ΔG_η 分别代表当前引力势场梯度和斥力势场梯度与理想梯度的偏差。通过这些调整,环境势场能够更有效地引导飞行器朝向目标并避开障碍物。

2)蚁群行为优化通过 δ 、 χ 提升路径搜索效率。假设当前路径平滑度为 S ,目标路径平滑度为 S^* ,则信息素挥发系数和启发式因子权重的调整量可以表示为:

$$\begin{aligned}\Delta\delta &= l_\delta \times (S^* - S) \\ \Delta\chi &= l_\chi \times (S^* - S)\end{aligned}\quad (18)$$

式中, l_δ 和 l_χ 分别代表信息素挥发系数和启发式因子权重的调整步长。通过这些调整,蚁群算法能够更有效地搜索到平滑且安全的路径。

3)目标函数通过动态分配 ω_1 、 ω_2 、 ω_3 来平衡多目标性能。

然后,根据本轮路径规划结果,计算收益值并生成反馈信号,修正下一轮策略空间。当综合性能指数收敛至稳定阈值时,终止博弈迭代。

通过上述博弈反馈机制,势场参数与蚁群行为策略在迭代中自适应优化。

1.4.2 基于改进势场蚁群算法求解目标函数

基于改进后的势场蚁群算法,求解综合目标函数,过程如下所示。

步骤1:基于栅格法构建飞行器的环境模型,确定

飞行器的初始位置与目标位置,并计算环境总势场函数 $U_{\text{total}}(\rho)$;

步骤2:初始化蚁群算法参数,主要包括信息素浓度矩阵与启发式因子。其中,信息素浓度矩阵表达式为:

$$\tau_{ij}(0) = \frac{\tau_0}{1 + \|\nabla U_{\text{total}}(m_{ij})\|}\quad (19)$$

式中, $\tau_{ij}(0)$ 代表信息素浓度矩阵初始化值; τ_0 代表基准信息素浓度; m_{ij} 代表网格单元(i,j)的中心坐标; $\nabla U_{\text{total}}(m_{ij})$ 代表 m_{ij} 对应的总势场梯度。

融合方向信息对启发式因子进行初始化,表达式为:

$$\mu_{ij} = \frac{\cos\theta_{ij}}{d_{ij}} \cdot \left(1 - \frac{\|\nabla U_{\text{rep}}(p_j)\|}{\|\nabla U_{\text{total}}(p_j)\|}\right)\quad (20)$$

式中, μ_{ij} 代表启发式因子; θ_{ij} 代表当前航向与目标方向的夹角; d_{ij} 代表节点(i,j)到目标的欧氏距离; $\nabla U_{\text{rep}}(p_j)$ 代表斥力势场梯度。

步骤3:计算蚂蚁 k 从节点(i,j)转移到相邻节点(m,n)的概率,表达式为:

$$\hat{P}_{ij \rightarrow mn} = \frac{(\tau_{mn})^\beta (\mu_{mn})^\alpha}{\sum_{(u,v) \in \Omega(i,j)} (\tau_{uv})^\beta (\mu_{uv})^\alpha}\quad (21)$$

式中, $\hat{P}_{ij \rightarrow mn}$ 代表蚂蚁 k 对应的节点转移概率; τ_{mn} 与 τ_{uv} 代表节点(m,n)与(u,v)对应的信息素浓度; μ_{mn} 与 μ_{uv} 代表节点(m,n)与(u,v)对应的启发式因子; $\Omega(i,j)$ 代表节点(i,j)的邻域; β 代表信息素权重因子。

若 $\hat{P}_{ij \rightarrow mn}$ 大于或者等于阈值 P^* ,则蚂蚁 k 从节点(i,j)转移到节点(m,n);若 $\hat{P}_{ij \rightarrow mn}$ 小于阈值 P^* ,需要继续寻找可行相邻节点^[16]。

步骤4:每只蚂蚁完成移动后,对局部信息素进行更新,表达式为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\delta)\tau_{ij}(t) + \delta \cdot \frac{Q}{J_{\text{total}}}\quad (22)$$

式中, $\tau_{ij}(t)$ 与 $\tau_{ij}(t+1)$ 代表更新前、后的局部信息素浓度; $\frac{Q}{J_{\text{total}}}$ 代表信息素浓度增量。其中, Q 代表常数,通常取值为10。

步骤5:重复迭代进行步骤3~4,直至飞行器达到目标位置 p_{goal} 为止,获取飞行器可行轨迹,记为 $L = \{q_i, i = 1, 2, \dots, \check{N}\}$ 。其中, q_i 代表第 i 个飞行器的路径点; \check{N} 代表飞行器路径点的总数量^[17]。

步骤6:对飞行器路径点 q_i 进行三次B样条插值,从而提高飞行器轨迹的平滑性,表达式为:

$$p(t) = \sum_{i=1}^{\check{N}} \xi_{i,3}(t) q_i\quad (23)$$

式中, $p(t)$ 代表三次B样条插值处理后的飞行器路径点,即 t 时刻飞行器对应的位置信息; $\xi_{i,3}(t)$ 代表三次B

样条基函数。

通过三次 B 样条插值处理, 获取飞行器最优轨迹, 记为 $\hat{L} = \{p(t), t = 1, 2, \dots, N\}$, 能够实现轨迹平滑性的最大化, 也能够精准地避开全部障碍物, 满足飞行器的飞行需求。

综上所述, 本研究在势场蚁群算法的设计与应用下, 实现了飞行器最优轨迹的生成, 并完成了飞行轨迹的平滑处理以及障碍物的规避, 为飞行器后续发展及其应用提供一定的助力。

2 应用性能测试

为验证上述基于势场蚁群算法的飞行器平滑轨迹避障控制方法的可行性与有效性, 设计如下实验。

2.1 实验对象选取与配置

选取典型四旋翼无人机作为测试对象 (飞行器), 其动力学参数设定情况如表 2 所示。

表 2 测试对象动力学参数设定表

参数名称	数值配置	单位
质量	1.85	kg
轴距	0.45	m
最大推力	39.2	N
转动惯量(x 轴)	0.034 6	kg · m ²
转动惯量(y 轴)	0.034 6	kg · m ²
转动惯量(z 轴)	0.061 2	kg · m ²
最大倾角	30	°
旋翼升力系数斜率	5.33	/rad
机身阻力系数	0.20	—
地面效应衰减系数	0.72	—
侧风扰动增益	0.15	(m/s)/N
最大允许滚转角	±35	°
俯仰角速率限制	±180	°/s
垂向加速度限制	±2.5	m/s ²
最大抗风等级	12	m/s
防水等级	IP43	—
电机转矩系数	912	W/kg

为了保障实验的正常进行, 需要进行一系列的准备工作, 具体如下所示。

1) 飞行平台预检: 采用激光干涉仪检测机臂共面度 (公差 ≤ 0.15 mm/m), 使用数字扭力扳手校核紧固件 (M3 螺栓 1.2 N · m $\pm 5\%$), 并对复合材料壳体进行超声波探伤 (频率 5 MHz, 分辨率 0.1 mm), 以此来验证飞行器结构的完整性;

在测试螺旋桨动平衡性 (残余不平衡量 ≤ 0.2 g · cm) 时, 在线测量电机 KV 值 (恒流源法, 误差 $\pm 1.5\%$), 拟合推进系统推力—电流曲线 ($R^2 \geq 0.998$), 从而对飞行器动力系统进行精准标定;

验证飞行器重心位置 (三维力矩平衡法偏差 < 2 mm) 时, 测试飞行器惯量匹配 (自然频率避开 15

~ 25 Hz 共振带), 完成飞行器载荷适配性的检查。

2) 航电系统启检: 校准 IMU 六面 (温度补偿范围 $-20 \sim 60$ °C), 拟合磁力计椭球 (校准后航向误差 $< 0.8^\circ$), 验证控制参数 (CRC32 校验), 以此来保障飞行器飞控子系统的正常运行;

分析通信数据链频谱 (占用带宽 $\leq 1.5 \times$ 标称值), 测试通信延时特性 (端到端 < 35 ms) 与通信抗干扰特性 (邻道抑制比 ≥ 60 dB), 保证飞行器通信链路运行的可靠性。

3) 实验环境构建: 部署毫米波雷达阵列 (更新率 50 Hz), 铺设光学标记点 (反光率 $> 95\%$, 直径 8 cm), 建立差分 GPS 基准站 (RTK 固定解可用性 $> 99\%$), 完成动态测试场的布置;

采用三维超声波风速仪 (量程 $0 \sim 20$ m/s, 分辨率 0.01 m/s)、大气数据采集系统 (温度梯度 ± 0.2 °C/m) 与气溶胶监测设备 (PM2.5 浓度 < 35 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) 实时采集实验环境的气象信息, 为实验过程监控提供一定的助力。

2.2 势场蚁群算法参数调整与优化

本研究设计并应用势场蚁群算法, 其涉及的参数数量较多, 其取值是否合理直接关系到势场蚁群算法的整体性能。因此, 在测试进行之前, 对势场蚁群算法进行迭代训练, 从而实现算法参数的调整与优化, 为后续测试进行提供一定的便利。

改进势场蚁群算法训练过程如下所示。

步骤 1: 确定迭代博弈反馈机制改进后的势场蚁群算法的核心参数:

环境势场相关参数: 引力增益系数 $\zeta = 1.2$, 与斥力增益系数 2.0 , 引力增益系数的调整步长 $\alpha = 0.05$, 斥力增益系数的调整步长 $\beta = 0.08$, 动态分配路径最短性、平滑性与安全性的权重系数 $\omega_1 = 0.5$ 、 $\omega_2 = 0.3$ 、 $\omega_3 = 0.2$;

信息素相关参数: 信息素初始浓度 $\tau_0 = 0.1$, 挥发系数 $\delta = 0.21$;

启发性参数: 引力增益系数 $\zeta = 1.0$, 斥力增益系数 $\eta = 1.5$;

与蚁群行为参数: 蚂蚁数量 $K = 50$, 转移概率阈值 $P^* = 0.64$;

步骤 2: 设计包含典型特征的训练场景。其中, 静态障碍密集区域中障碍密度需要大于 15 个/ 100 m², 动态障碍物的移动速度梯度在 $2 \sim 5$ m/s 范围内, 并设置 3 个以上的非对称目标点;

步骤 3: 制定分层训练策略, 主要包括初级训练阶段、中级训练阶段与高级训练阶段。其中, 初级训练阶段固定蚁群行为参数 (K 与 P^*), 以飞行器轨迹安全系数 (最小避障距离) 为评估指标, 优化启发性参数

(ζ 与 η);中级训练阶段固定启发性参数(ζ 与 η),以飞行器路径收敛速度(迭代次数)为评估指标,优化信息素相关参数(τ_0 与 δ);高级训练阶段以综合性能指数 J_{total} (路径最短性、平滑性和安全性)为评估指标联合优化所有核心参数。

步骤4:迭代进行步骤3,并记录不同迭代次数下的综合性能指数值。当综合性能指数 J_{total} 达到最大值时,势场蚁群算法训练终止,输出核心参数对应数值,其即为核心参数最佳取值。

按照上述步骤1~步骤4进行势场蚁群算法训练,获取其综合性能指数,如图2所示。

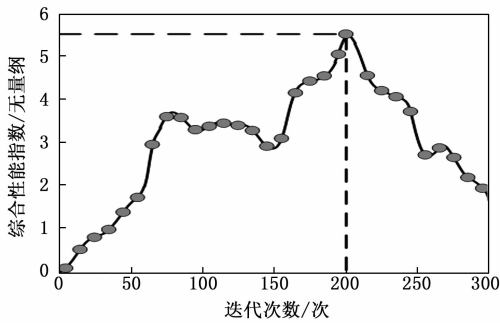


图2 综合性能指数变化曲线示意图

如图2所示,当迭代次数为200次时,综合性能指数达到最大值5.5。此时,确定势场蚁群算法核心参数最佳取值,如下所示:

信息素初始浓度 τ_0 为0.1;挥发系数 δ 为0.21;引力增益系数 ζ 为1.2;斥力增益系数 η 为2.0;蚂蚁数量 K 为50;转移概率阈值 P^* 为0.64。

在此基础上,为全面评估改进势场蚁群算法的性能,在参数优化完成后,在相同训练场景下,测试算法在0至300次迭代过程中的单次迭代平均计算耗时及峰值内存占用的变化。其中,单次迭代平均计算耗时用于反映算法的收敛速度,峰值内存占用用于反映算法的反映资源消耗。测试平台搭载Intel Xeon Gold 6248R CPU @ 3.00GHz与Xilinx UltraScale+ FPGA加速卡,结果如表3所示。

表3 算法收敛速度与资源消耗随迭代次数变化

迭代次数	单次迭代平均耗时/ms	CPU峰值内存/MB
0	—	125
50	5.8	198
100	2.1	205
150	1.9	208
200	1.8	210
250	1.8	210
300	1.8	210

由表3可知,算法的单次迭代平均耗时呈现显著下

降后趋于稳定的趋势。初始阶段耗时较高,为5.8 ms,这主要是因为博弈参与者策略空间探索频繁,计算负载大。随着迭代进行和策略趋于稳定,计算量减少,耗时降至约1.8 ms并保持稳定。最终稳定耗时表明算法具备高效的在线计算能力,满足实时性要求;算法的峰值内存占用随迭代次数增加而小幅上升,从初始125 MB增至约210 MB,并在200次后稳定。这种增长态势主要源于存储蚁群路径信息、势场梯度矩阵及博弈历史状态数据。

2.3 飞行器平滑轨迹生成结果分析

为避免实验结果的单一性,选取基于分布式模型预测的飞行器控制方法与基于强化学习的飞行器控制方法作为对照方法,分别记为方法1与方法2,联合本文方法共同进行飞行器平滑轨迹避障控制实验。

以实验环境简化图为基础,应用本文方法、方法1与方法2生成飞行器平滑轨迹,如图3所示。

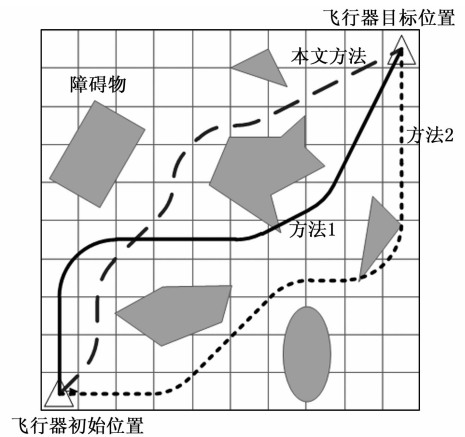


图3 飞行器平滑轨迹生成结果示意图

如图3所示,应用本文方法、方法1与方法2生成的飞行器轨迹均较为平滑,能够满足飞行器稳定飞行的需求。但是,方法1与方法2对应的飞行器平滑轨迹存在着与障碍物距离过近,甚至相撞的现象,威胁飞行器飞行的安全性。而本文方法生成的飞行器轨迹较为平滑,能够成功避开所有障碍物,并且与障碍物保持安全距离。这得益于本文方法以路径最短性、平滑性和安全性为目标,构建了飞行器平滑轨迹避障控制的综合目标函数,充分考虑到了飞行器飞行的关键影响因素,并给出了动力学约束条件与最小安全距离约束条件,从而有效地提升了本文方法飞行器平滑轨迹生成的科学性、合理性与精准性。

2.4 飞行器平滑轨迹避障控制效果分析

应用本文方法、方法1与方法2进行飞行器平滑轨迹避障控制实验,通过避障成功率与飞行器轨迹平滑度(评估指标)来显示飞行器平滑轨迹避障控制效果。其中,飞行器轨迹平滑度计算公式为:

$$\begin{cases} S = \Phi_1 E_1 + \Phi_2 E_2 \\ E_1 = \int_0^N [\kappa(t)]^2 dt \\ E_2 = \int_0^N [\dot{\kappa}(t)]^2 dt \end{cases} \quad (24)$$

式中, S 代表飞行器轨迹平滑度; E_1 代表曲率积分量; E_2 代表曲率变化惩罚项; Φ_1 与 Φ_2 代表曲率积分量 E_1 与曲率变化惩罚项 E_2 的权重系数。常规情况下, Φ_1 取值为 0.6, Φ_2 取值为 0.4。

通过多次实验获取飞行器避障成功率与飞行器轨迹平滑度, 如表 4 与图 4 所示。

表 4 避障成功率统计结果

实验次数/次	避障成功率/%		
	本文方法	方法 1	方法 2
10	100	92.3	85.0
20	100	92.4	88.2
30	100	93.9	90.5
40	100	94.4	92.7
50	100	95.1	93.8
60	100	97.1	95.2
70	100	98.8	96.0
80	100	98.6	97.9
90	100	98.6	98.5
100	100	98.7	99.0

如表 4 所示, 应用本文方法后, 飞行器避障成功率为 100%, 而两种对比方法均存在避障失误的情况。这得益于本文方法引入势场法对环境进行建模。势场法作为一种基于物理场理论的环境建模方法, 通过将周围环境中的障碍物视为产生排斥势场的源, 而目标位置则视为吸引势场的中心, 从而为飞行器构建了一个动态的、直观的导航环境。在总势场函数模型中, 飞行器在飞行过程中会受到来自不同方向的势场力作用, 引导飞行器远离障碍物(排斥力)并朝向目标点前进(吸引力)。通过精确计算斥力与引力的合力, 本文方法能够实时生成一条既安全又高效的飞行路径, 不仅减少了飞行器与障碍物碰撞的风险, 还显著提高了路径规划的灵活性和响应速度。进一步地, 势场法还允许使用者根据具体应用场景调整势场参数, 例如排斥势场的强度和范围, 以应对复杂多变的飞行环境, 从而显著提高了飞行器避障的成功率。

如图 4 所示, 本文方法应用后飞行器轨迹平滑度远远大于方法 1 与方法 2, 最大值达到了 0.95。这得益于迭代博弈反馈机制改进的势场蚁群算法作为本文方法的核心, 显著提升了飞行器轨迹的安全性和效率。然而, 即便如此, 初步生成的飞行器轨迹可能仍包含一些不必要的急转弯或微小抖动, 都可能会影响飞行

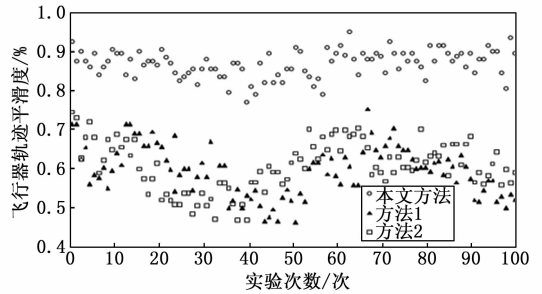


图 4 飞行器轨迹平滑度示意图

器飞行的平稳性。为了克服这一挑战, 本文方法引入了三次 B 样条插值处理环节, 作为飞行器轨迹平滑化的最后一步。三次 B 样条插值是一种数学工具, 其能够在保持飞行器轨迹整体形状和关键特征点的同时, 通过调整控制点来平滑曲线。在飞行器轨迹规划中, 本文方法利用三次 B 样条插值对算法生成的初步轨迹进行细化处理, 从而消除不必要的曲率突变, 使飞行器轨迹更加流畅和平滑, 从而显著地提升了飞行器轨迹的平滑度。

2.5 不同类型飞行器在复杂场景下的验证

为增强实验普适性和可靠性, 增加了多种类型飞行器以及更复杂的实际环境中的实验验证。

首先, 设计复杂环境分级系统, 如表 5 所示。

表 5 复杂环境分级系统

环境等级	Level 1 城市建筑群	Level 2 城市交通区	Level 3 山地峡谷
障碍物配置	静态障碍密度 ≥ 20 个/100 m ²	Level 1 基础 + 10 个移动障碍物	不规则地形 + 动态落石
动态干扰源	无	汽车(5~15 m/s) 行人(1~2 m/s)	鸟群(3~8 m/s) 无人机群
气象条件	无风能见度 > 10 km	阵风 ≤ 5 m/s 轻度雾霾	侧风 6~12 m/s, 降雨 10~30 mm/h
感知干扰	无电磁干扰	4G/5G 基站干扰	GPS 多路径效应
障碍物配置	静态障碍密度 ≥ 20 个/100 m ²	Level 1 基础 + 10 个移动障碍物	不规则地形 + 动态落石

增加选用实验用飞行器, 分别为固定翼无人机、倾转旋翼无人机以及扑翼飞行器。多类型飞行器动力学参数如表 6 所示。

表 6 多类型飞行器动力学参数

参数	固定翼	倾转旋翼	扑翼飞行器
质量/kg	5.2	8.7	0.32
尺寸	翼展 2.1 m	旋翼直径 0.6 m	翼展 500 mm
最大速度/(m/s)	42	35	8
最小转弯半径/m	25	8.5	0.8
动力系统	涡喷发动机	混合动力	伺服电机
最大滚转角/°	± 45	± 40	± 60
续航时间/min	65	48	18
专用传感器	空速管	多普勒雷达	仿生气流传感器

实验以避障成功率、轨迹平滑度、最小安全距离以及平均耗时为指标,进一步验证本文方法的普适性和可靠性,实验结果如表7所示。

表7 多类型飞行器在复杂环境中的避障性能

飞行器类型	环境等级	避障成功率/%	轨迹平滑度	最小安全距离/m	平均耗时/ms
固定翼无人机	Level 1	99.5±0.5	0.89±0.03	1.25±1.20	3.5
	Level 2	96.3±1.8	0.82±0.05	2.72±1.85	4.1
	Level 3	95.6±3.2	0.76±0.06	3.35±2.70	5.2
倾转旋翼无人机	Level 1	100.0	0.92±0.02	1.32±0.55	4.8
	Level 2	97.4±1.5	0.88±0.03	3.08±0.82	5.3
	Level 3	96.8±2.1	0.81±0.04	4.52±1.05	6.0
扑翼飞行器	Level 1	97.2±3.5	0.78±0.06	0.52±0.08	8.7
	Level 2	96.5±4.2	0.71±0.07	0.68±0.12	9.5
	Level 3	96.1±5.1	0.65±0.08	1.15±0.21	11.2

由表7可知,本文方法在不同飞行器及环境等级下均保持较高避障成功率,≥95.2%),但性能会随环境复杂度提升而温和衰减。固定翼与倾转旋翼机在Level 2、3环境中安全距离波动较大,反映其大转弯半径特性对复杂地形的敏感性;扑翼飞行器受限于机动能力,轨迹平滑度最低,但其紧凑体型保障了最小安全距离,为0.52~1.15 m。值得注意的是,所有飞行器在高动态Level 3环境中仍维持>95%的避障成功率,且平均耗时控制在12 ms以内,凸显了方法在复杂场景下的鲁棒性与实时性。

2.6 讨论

文中构建的飞行器平滑轨迹避障控制模型及其性能验证,主要基于表2中特定测试飞行器在预设的、配备特定传感器和计算平台的实验环境下完成。模型的核心,包括动力学约束、势场函数参数以及博弈反馈机制的调整策略,其最优表现高度依赖于所建模飞行器的具体物理特性和环境感知能力。因此,模型在直接应用于其他类型飞行器或显著不同的环境条件时,适用性可能受限。

对于不同类型飞行器,需根据其特有的动力学模型和机动特性重新标定约束参数。在更广泛或更恶劣的环境中,需评估传感器性能是否满足感知需求,并可能需调整势场模型或增强环境预测模块以应对不确定性。模型的框架具有通用性,但具体参数的移植与优化是保障其在新场景下有效性的关键。

此外,尽管算法通过迭代博弈反馈机制和势场蚁群优化提升了轨迹平滑度和避障成功率,但在面对大规模动态障碍物或快速变化的环境时,其实时性可能受算法复杂度和计算资源限制而下降,导致路径规划延迟。同时,复杂环境中的不确定性可能影响势场模型的准确性,进而降低稳定性。

3 结束语

随着飞行器技术的不断发展,越来越多的飞行器被

应用于复杂环境中的任务执行,例如农业植保、地形测绘、电力巡检等。上述任务往往要求飞行器在复杂地形和多变天气条件下保持稳定的飞行状态,并准确避开各种障碍物。因此,平滑轨迹避障控制的需求也日益迫切。在复杂环境中,飞行器需要频繁地进行路径规划和避障操作。如果避障控制不够平滑,可能会导致飞行器频繁改变飞行状态,增加能耗和飞行时间。而平滑的避障控制则能够使飞行器在保持安全的前提下,以更高效的路径完成任务,从而提高整体飞行效率。但是,复杂环境中的不确定性因素较多,例如突发障碍物、传感器噪声、模型误差等,为飞行器轨迹平滑与避障控制带来了额外的挑战,致使已有方法难以满足飞行器的发展及其应用需求。因此,提出基于改进势场蚁群算法的飞行器平滑轨迹避障控制方法研究。通过实验结果可知:本文方法有效地提高了飞行器平滑轨迹生成精度,提升了飞行器避障成功率与飞行器轨迹平滑度,为相关研究提供一定的借鉴与参考。

参考文献:

- [1] 郭爱军,王妙云,马宏伟,等. 煤矿井下多旋翼飞行器避障控制方法研究[J]. 工矿自动化, 2022, 48(12): 93-100.
- [2] 杜宏宝,王正杰,唐礼喜,等. 基于控制障碍函数的飞行器避障与制导控制[J]. 兵工学报, 2023, 44(9): 2814-2823.
- [3] 秦明星,王忠,李海龙,等. 基于分布式模型预测的无人机编队避障控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 50(6): 1969-1981.
- [4] 吴春玉. 农用四轴飞行器避障控制系统设计—基于机器视觉和超声波测距[J]. 农机化研究, 2022, 44(4): 110-114.
- [5] 王思鹏,杜昌平,郑耀. 基于强化学习的扑翼飞行器路径规划算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(4): 851-860.
- [6] 李继广,董彦非,刘天栋,等. 基于MPC方法无人机避障路径规划研究[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(3): 78-83.
- [7] 王家亮,董楷,顾兆军,等. 基于极大化思想的无人机安全避障域识别算法[J]. 西南交通大学学报, 2023, 58(6): 1267-1276.
- [8] 徐辛超,姜姗姗. 未知环境下基于DSKF+VFH的四旋翼无人机避障算法[J]. 测绘科学, 2023, 48(6): 95-103.
- [9] 贾一凡,曹天一,白越. 基于Ghost改进的YOLOv5轻量化双目视觉无人机避障算法[J]. 液晶与显示, 2024, 39(1): 111-119.
- [10] 叶霞,谢尚俊,崔浩浩,等. 基于深度相机的无人机全自主避障系统[J]. 电视技术, 2023, 47(5): 58-63.

(下转第298页)