

http://bhxb.buaa.edu.cn jbuua@buaa.edu.cn

DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0398

基于 MPC-PIO 的无人飞行器集群编队重构控制

廖剑¹, 高向阳², 闫实³, 周绍磊³, 王东来⁴, 康宇航^{2,*}

(1. 赣南师范大学 物理与电子信息学院, 赣州 341000; 2. 中国科学院 深圳先进技术研究院, 深圳 518055;

3. 海军航空大学 航空基础学院, 烟台 264001; 4. 北海舰队, 青岛 266000)

摘 要: 针对存在各种障碍条件下的战场环境, 为实现无人飞行器集群安全避障并进行快速精确打击, 集群必须具备自主队形重构的能力。因此, 建立了无人飞行器运动模型与领航跟随集群编队控制结构, 并提出基于模型预测控制 (MPC) 框架的无人飞行器集群编队重构控制代价函数、避障代价函数及避碰代价函数, 进一步运用鸽群优化 (PIO) 算法对重构问题进行优化求解。基于数值对比仿真实验结果, 所提算法在集群编队跟踪误差和寻优速度方面表现出色。结果表明: 所提算法能够实现集群自主重构, 并提高 MPC 方法的效率。

关 键 词: 无人飞行器集群; 编队重构控制; 模型预测控制; 鸽群优化; 避障

中图分类号: V249.1; TP273

文献标志码: A

文章编号: 1001-5965(2024)05-1541-10

无人飞行器集群作为一个“整体”, 在遂行战略战术任务时通常会形成某一编队队形飞行, 出于特定任务需要或节约能耗等目的, 集群常常会维持固定的编队队形^[1-8]。然而, 在面对各种动静态环境、时变态势或突发任务指令的情况时, 单一固定的编队队形往往无法满足集群的实际飞行需求, 现实需要集群进行队形变换与重构。通常情况下, 队形重构会为每架无人飞行器确定一个新的位置及从当前时刻位置飞抵新队形位置的运动轨迹, 与此同时, 队形重构的新位置与轨迹必须以保证无人飞行器集群避障避碰为前提, 并且兼顾无人飞行器自身条件、环境条件等一系列约束集^[9-12]。

近年来, 对于无人飞行器集群编队重构控制的研究已经成为控制领域的研究热点与难点^[13-17]。受雁群长途迁徙的习惯特性启发, 周子为等^[18]借鉴雁群节省体能提高耐力的群智算法, 提出一种基于仿雁群行为机制的无人飞行器集群编队形成、保持与重构控制算法。针对有向切换通信拓扑结构的无

人飞行器集群编队重构控制问题, 马思迁等^[19]设计了一种基于切换系统理论与积分滑模控制算法的编队控制器。针对真实战场环境中存在的典型防空威胁, 茹常剑^[20]和王寅^[21]等分别设计了基于博弈论中纳什谈判与基于凸优化理论、内点算法的无人飞行器集群编队重构控制器, 以确保面对敌方防空预警及火力威胁时, 集群能够实施快速稳定的编队重构, 从而实现安全突防。综合考虑能耗与时间代价的前提下, 顾伟等^[22]设计了一种基于时间协同的无人飞行器集群编队集结、保持与重构控制算法。李樾等^[23]在传统快速扩展树 (rapidly-exploring random trees, RRT) 算法的基础上, 融合航迹点删除、过渡航迹构建、无人飞行器避碰等策略, 设计了一种基于约束集控制下 RRT 算法的集群编队重构控制算法。

模型预测控制 (model predictive control, MPC) 是一种被广泛应用于工业控制领域的高效在线优化控制方法。针对精度相对不高、多约束、强耦合

收稿日期: 2022-05-20; 录用日期: 2022-06-10; 网络出版时间: 2022-08-16 15:51

网络出版地址: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20220816.0955.001

基金项目: 江西省教育厅科学技术研究项目 (GJJ201410); 江西省重点研发计划 (20203BBF63043)

*通信作者. E-mail: yh.kang1@siat.ac.cn

引用格式: 廖剑, 高向阳, 闫实, 等. 基于 MPC-PIO 的无人飞行器集群编队重构控制 [J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50 (5): 1541-1550.

LIAO J, GAO X Y, YAN S, et al. Formation reconfiguration control of UAV swarm based on MPC-PIO [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50 (5): 1541-1550 (in Chinese).

的模型, MPC 能够通过将被控系统的控制问题转化为有限时域的最优控制问题进行在线优化求解, 从而提高系统的鲁棒性, 优化动态控制性能^[24-25]。赵超轮等^[26]通过引入无人飞行器假设状态构建代价函数, 基于长机-僚机控制策略设计了分布式 MPC 控制器, 实现了四旋翼无人飞行器集群的编队形成与保持控制。针对存在终端状态与终端时间约束条件下的机器人集群协同控制问题, Lee^[27]和 Xiao^[28]等分别基于分布式 MPC 方法与非线性 MPC 方法设计了协同进化算法与广义投影神经网络算法。针对存在障碍物条件下的无人飞行器集群的编队形成问题, Liu 等^[3]提出基于快速 MPC 方法的编队控制器, 并通过搭建的无人飞行器集群平台实现了集群的编队形成试验。基于分布式的滚动时域控制 (receding horizon control, RHC) 方法, Franzè 等^[29]解决了存在时滞与数据丢包条件下的集群编队控制问题。

虽然 MPC 方法具有鲁棒性强、动态性能好等优点, 但受在线反复优化计算的影响, 实时性并不好, 因此, 科研工作者们往往将其与其他智能算法 (迭代学习^[30]、生物启发神经网络^[31]) 结合使用, 以期提高算法计算效率。鸽群优化 (pigeon inspired optimization, PIO) 算法具有收敛速度快、实时性好等优点, 该算法由 Duan 和 Qiao^[32]于 2014 年首次提出, 其后被广泛应用于无人飞行器集群的控制中。为解决无人飞行器集群在协同搜索中存在重复搜索、效率低下等不足, 王瑞和肖冰松^[33]设计了一种基于 PIO 与马尔可夫链的集群协同搜索算法。针对无人飞行器集群的紧密编队控制与随机攻击下的队形快速重构控制问题, 徐博^[34]与 Feng^[35]等分别提出基于量子行为的 PIO 算法与基于自适应学习的 PIO 算法。Qiu 和 Duan^[36]提出一种基于改进多目标 PIO 的分布式控制算法, 用以实现存在障碍物条件下的无人飞行器集群聚集飞行控制。

针对存在障碍物的战场环境及集群自身的各种实际约束 (速度、角速度、过载等), 本文提出一种基于 MPC-PIO 算法的无人飞行器集群编队重构控制算法。在 MPC 中引入 PIO 进行优化能够显著提高算法的计算效率, 通过仿真实验验证了该算法的优异性能。本文的主要创新点如下:

1) 在复杂战场环境下, 基于 MPC 框架构建了无人飞行器集群编队控制误差、避障避碰代价函数, 包括无人飞行器的约束条件、避障及多机避碰判断准则, 从而将集群编队重构问题转化为数学模型优化求解问题, 通过求解该模型能够得到集群的最优控制量, 以此实现对集群的精确控制。

2) 针对 MPC 滚动优化问题, 提出采用 PIO 算

法进行求解, 并与粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法的对比仿真实验证明 PIO 算法的优异性能, 相比于 PSO, PIO 能够进一步提高优化算法的计算效率。

1 无人飞行器集群 MPC 问题描述

1.1 无人飞行器运动模型

假设集群在同一高度飞行 (二维运动), 考虑集群中包含 N_v 架无人飞行器, 无人飞行器的质心运动模型为^[37]

$$\begin{cases} x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k)\pi_k \sin\chi_i(k) \\ y_i(k+1) = y_i(k) + v_i(k)\pi_k \cos\chi_i(k) \\ \chi_i(k+1) = \chi_i(k) + g \tan\alpha_i(k)\pi_k/v_i(k) \\ v_i(k+1) = v_i(k) + (v_i^c(k) - v_i(k))\pi_k/\beta_v \\ \alpha_i(k+1) = \alpha_i(k) + (\alpha_i^c(k) - \alpha_i(k))\pi_k/\beta_\alpha \end{cases} \quad (1)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N_v$; $x_i(k)$ 、 $y_i(k)$ 分别为第 i 架无人飞行器在第 k 时刻所在的位置坐标; $v_i(k)$ 、 $\chi_i(k)$ 和 $\alpha_i(k)$ 分别为无人飞行器 i 在第 k 时刻的速度、航向角和滚转角; $v_i^c(k)$ 和 $\alpha_i^c(k)$ 分别为无人飞行器 i 在第 k 时刻的速度控制指令和滚转角控制指令; β_v 和 β_α 分别为速度和滚转角影响因子; g 为重力常量; π_k 为采样周期。其中, 航向角 χ 的定义为机体纵轴 (无人飞行器速度方向) 与地理坐标系 y 轴的夹角。

假设无人飞行器 i 在第 k 时刻的状态变量与控制变量分别记为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_i(k) = [x_i(k), y_i(k), v_i(k), \chi_i(k), \alpha_i(k)]^T \\ \mathbf{U}_i(k) = [v_i^c(k), \alpha_i^c(k)]^T \end{cases} \quad (2)$$

则式 (1) 可转化为式 (3), 无人飞行器的约束 (速度、角度、速度变化率、角度变化率) 如式 (4) 所示。

$$\mathbf{X}_i(k+1) = f(\mathbf{X}_i(k), \mathbf{U}_i(k)) \quad (3)$$

$$\begin{cases} 0 < v_{\min} < v_i(k) < v_{\max} \\ \chi_{\min} < \chi_i(k) < \chi_{\max} \\ \alpha_{\min} < \alpha_i(k) < \alpha_{\max} \\ |v_i(k+1) - v_i(k)|/\pi_k \leq \Delta v_{\max} \\ |\chi_i(k+1) - \chi_i(k)|/\pi_k \leq \Delta \chi_{\max} \\ |\alpha_i(k+1) - \alpha_i(k)|/\pi_k \leq \Delta \alpha_{\max} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $v_{\max}$ 和 $v_{\min}$ 分别为无人飞行器 i 的最大速度约束和最小速度约束; $\chi_{\max}$ 和 $\chi_{\min}$ 分别为无人飞行器 i 的最大航向角约束和最小航向角约束; $\alpha_{\max}$ 和 $\alpha_{\min}$ 分别为无人飞行器 i 的最大滚转角约束和最小滚转角约束; $\Delta v_{\max}$ 、 $\Delta \chi_{\max}$ 和 $\Delta \alpha_{\max}$ 分别为无人飞行器 i 的速度最大变化率、航向角最大变化率和滚转角最大变化率约束。

1.2 集群编队模型

本文采用领导-跟随中的距离-角度型集群编队

控制结构,如图 1 所示。假设领导者无人飞行器能够按照预先设定的规划轨迹无偏差飞行。

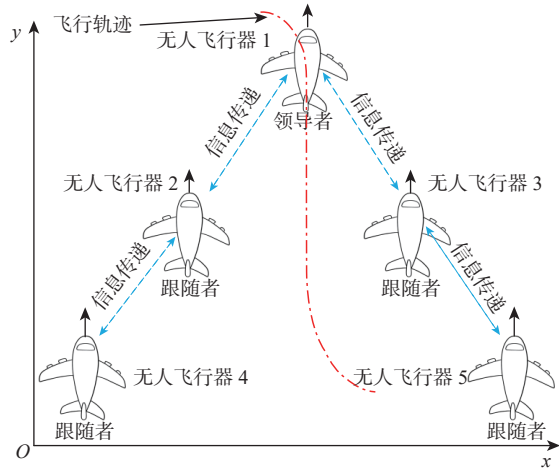


图 1 集群编队控制结构

Fig. 1 Control structure of UAV formation

第 k 时刻,领导者无人飞行器的实时位置坐标和航向角分别为 $(x_L(k), y_L(k))$ 和 $\chi_L(k)$,跟随者无人飞行器的期望位置坐标和实时位置坐标分别为 $(x_{Fi}^d(k), y_{Fi}^d(k))$ 与 $(x_{Fi}(k), y_{Fi}(k))$,期望航向角和实时航向角分别为 $\chi_{Fi}^d(k)$ 和 $\chi_{Fi}(k)$ 。

假设集群内所有无人飞行器在信息交互时并不存在通信时延,在第 k 时刻,跟随者无人飞行器能够获得领导者无人飞行器当前状态,则可以得到跟随者无人飞行器的期望位置,如图 2 所示。定义在第 k 时刻跟随者无人飞行器的误差为

$$\begin{bmatrix} x_{Fi}^d(k) \\ y_{Fi}^d(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_L(k) \\ y_L(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos\chi_L(k) & \sin\chi_L(k) \\ -\sin\chi_L(k) & \cos\chi_L(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\rho_i^d \sin\theta_i^d \\ -\rho_i^d \cos\theta_i^d \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{e}_{Fi}(k) = \begin{bmatrix} x_{Fi}(k) - x_{Fi}^d(k) \\ y_{Fi}(k) - y_{Fi}^d(k) \\ \chi_{Fi}(k) - \chi_{Fi}^d(k) \end{bmatrix} = \mathbf{X}_{Fi}(k) - \mathbf{X}_{Fi}^d(k) \quad (6)$$

图 2 距离-角度编队示意图

Fig. 2 Diagram of distance-angle formation

式中: ρ_i^d 为跟随者无人飞行器期望位置与领导者无人飞行器实际位置之间的距离; θ_i^d 为跟随者无人飞行器期望位置与领导者无人飞行器实际位置距离连线和领导者无人飞行器速度方向之间的夹角。

2 集群编队重构控制问题求解

2.1 基于 MPC 的集群编队控制代价函数

MPC 方法的特点是能够在有限时域内滚动优化目标函数,将全局控制目标转化为局部目标逐步求解,进而得到被控对象的最优控制序列,并将取得序列中的第 1 个数据作为当前时刻的控制输入。由式 (3) 可得,在第 k 时刻无人飞行器 i 的预测模型如下:

$$\mathbf{X}_i(k+s+1|k) = f(\mathbf{X}_i(k+s|k), \mathbf{U}_i(k+s|k)),$$

$$s = 0, 1, \dots, N-1$$

$$(7)$$

式中: N 为预测时域; $\mathbf{X}_i(k+s|k)$ 为第 k 时刻对无人飞行器 i 状态在未来 $k+s$ 个时刻的预测, $\mathbf{X}_i(k|k) = \mathbf{X}_i(k)$; $\mathbf{U}_i(k+s|k)$ 为第 k 时刻对无人飞行器 i 控制输入在未来 $k+s$ 个时刻的预测, $\mathbf{U}_i(k|k) = \mathbf{U}_i(k)$ 。

根据无人飞行器 i 的误差方程及控制输入,可定义目标函数为

$$J_{Fi}(\mathbf{X}_{Fi}, \mathbf{U}_{Fi}, k) = \sum_{s=0}^{N-2} (\mathbf{e}_{Fi}^T(k+s|k) \mathbf{Q}_{Fs} \mathbf{e}_{Fi}(k+s|k) + \mathbf{U}_{Fi}^T(k+s|k) \mathbf{R}_{Fs} \mathbf{U}_{Fi}(k+s|k)) + \mathbf{e}_{Fi}^T(k+N-1|k) \mathbf{Q}_{Fs(N-1)} \mathbf{e}_{Fi}(k+N-1|k) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{e}_{Fi}(k+s|k)$ 和 $\mathbf{U}_{Fi}(k+s|k)$ 分别为第 k 时刻对无人飞行器 i 在未来 $k+s$ 个时刻的误差和控制输入的预测; $\mathbf{Q}_{Fs}$ 、 $\mathbf{R}_{Fs}$ 与 $\mathbf{Q}_{Fs(N-1)}$ 为给定的对称正定矩阵,是用来权衡预测时域内各误差成分及控制输入相对重要程度的加权对角阵。

2.2 基于 MPC 框架下的避障代价函数

真实的集群飞行环境不可能是一望无际的蓝天,其中必然存在各种天然或人为设置的障碍、威胁及禁飞区,因此,无人飞行器集群为了完成既定任务,必须适应周边环境约束(如规避障碍、威胁及禁飞区),以满足任务需求(如抵近侦察、攻击或毁伤评估等)。如何安全快速地规避障碍、威胁是评价集群能否顺利执行战略战术任务的关键一环^[38-41]。二维平面内,任何形状的障碍、威胁及禁飞区都可以被圆形包裹,从而转化为圆形障碍物的规避问题,因此,本文仅考虑圆形障碍物的情况。图 3 为集群中任意一架无人飞行器进行圆形障碍物规避的机动示意图。

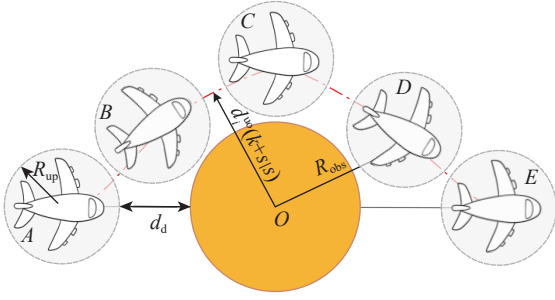


图3 无人机避障

Fig. 3 Obstacle avoidance of UAV

已知无人飞行器的探测距离为 d_d ,从图3可以看出,当无人机飞抵A点,发现前方障碍物后,立即实施机动规避,通过控制指令改变航向角开始避障,途径B、C、D点,最后到达E点。整个集群为了安全快速完成任务,集群内无人机在满足自身速度、航向约束的前提下会选择一条航程最短、能量消耗最低的航迹。

如图3所示,假设无人机存在安全避障避障保护圈,半径为 R_{up} ,圆心位于无人机几何中心。当无人机飞抵C点(距离障碍最近点)时,只有障碍物圆心O到无人机i飞行(速度)方向延长线的垂直距离 $d_i^{uo}(k)$ 大于障碍物与无人机安全避障避障保护圈半径之和才能保证其成功避障,否则,无人机很可能与图中障碍物发生碰撞,导致任务失败。从无人机发现前方障碍物实施机动规避开始,将一直通过其当前位置与航向角预测在预测时域内与障碍物之间的距离是否能够满足成功避障条件,如果不满足,则进行相应程度的惩罚。

假设在第 k 时刻无人机 i 规避第 j_1 个障碍物的代价函数为(设飞行中共有 n 个障碍物)

$$J_{j_1}^{bl}(X_i, U_i, k) = \begin{cases} 0 & d_i^{uo}(k) > R \\ \sum_{s=0}^{N-1} r_{j_1} \frac{N-s}{d_i^{uo}(k+s|k) - R} & d_i^{uo}(k) \leq R \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} R = R_{up} + R_{obs} \\ d_d > R_{up} + R_{obs} \\ d_i^{uo}(k+s|k) = [(x_i(k+s|k) - x_0)^2 + (y_i(k+s|k) - y_0)^2]^{\frac{1}{2}} \\ d_i^{uo}(k) = \frac{|(y_i(k) - y_0) - (x_i(k) - x_0) \cot \chi_i(k)|}{\sqrt{1 + \cot^2 \chi_i(k)}} + R_{up} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $d_i^{uo}(k) = d_i^{uo}(k|k)$; R_{obs} 为障碍物半径; (x_0, y_0) 为障碍物圆心坐标; r_{j_1} 为规避第 j_1 个障碍物代价函数的权重因子; $d_i^{uo}(k+s|k)$ 为未来 $k+s$ 个时刻无人机 i 与障碍物圆心之间的预测距离; $d_i^{uo}(k)$ 为第 k 时

刻障碍物圆心至无人机 i 飞行方向延长线的垂直距离与无人机保护区半径 R_{up} 之和。

2.3 基于MPC框架下的避障代价函数

实际执行任务时,无人机集群必将进行队形的保持、变换、重构或避障等行为,在该过程中,每架无人机还需规避集群中的其他无人机,以免发生碰撞。针对某架集群中的无人机,本文考虑将集群中的其他无人机视为移动障碍物,并设置优先级规则,从而将无人机集群的内部避障问题转化为移动障碍物的避障问题。

第 k 时刻无人机 i 和无人机 j 能够相互传递各自的飞行状态信息 $X_i(k)$ 和 $X_j(k)$,以及未来 N 个预测时域内的预测状态信息 $X_i(k+s|k)$ 和 $X_j(k+s|k)$,则第 k 时刻无人机 i 和无人机 j 之间的距离、未来 $k+s$ 个时刻无人机 i 和无人机 j 之间的距离分别为 $d_{ij}(k)$ 、 $d_{ij}(k+s|k)$ 。

受限于角速度最大变化率约束,无人机无法瞬间改变飞行航向,而基于MPC的避障策略不仅能获得当前时刻无人机之间的距离,还能预测未来 N 个预测时域内集群内无人机之间的距离,从而降低了无人机之间碰撞的可能性。如果第 k 时刻无人机 i 与无人机 j 之间的距离大于2倍的安全避障避障保护圈,即大于 $2R_{up}$,则暂时无需考虑集群无人机之间的碰撞风险,相反,则必须考虑并进行相应的代价惩罚,如图4所示。

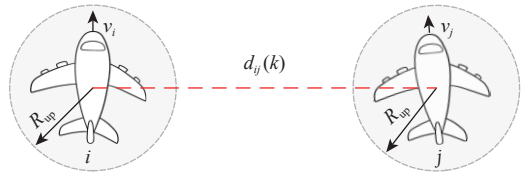


图4 安全避障保护区

Fig. 4 Protected area for safe collision avoidance

一旦发现无人机在预测时间内会发生碰撞,则对优先级低的无人机进行代价惩罚,改变其飞行航向,以实现安全避障,优先级高的无人机无需做出响应,继续按照正常轨迹飞行。具体避障流程如图5所示。

优先级判定原则为:①无人机需避障时,优先级更高;②领导者无人机的优先级最高,跟随者无人机中与领导者无人机距离越近优先级越高;③距离期望位置更近的无人机优先级更高。上述优先级判断原则中,①优先级最高,②次之,③最低。

假设第 k 时刻无人机 i 规避无人机 j 的代价函数为

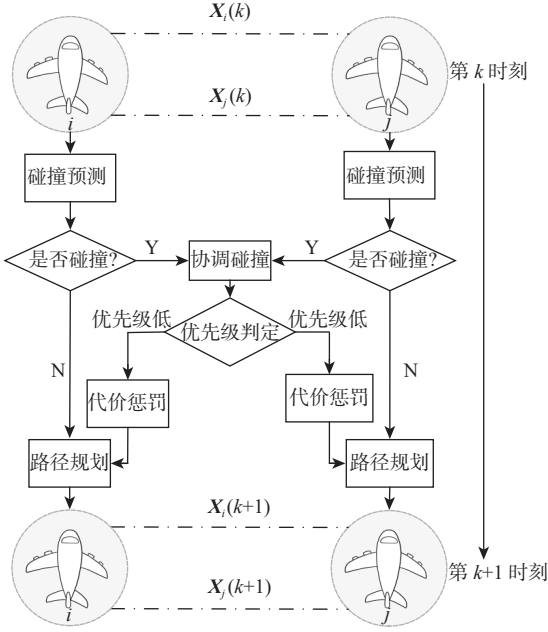


图 5 集群避碰流程

Fig. 5 Flow chart of swarm collision avoidance

$$J_j^b(X_i, U_i, k) = \begin{cases} 0 & p_i > p_j \\ 0 & d_{ij}(k) > 2R_{up}, p_i < p_j \\ \sum_{s=0}^{N-1} r_{j_2} \frac{N-s}{d_{ij}(k+s|k)} & d_{ij}(k) \leq 2R_{up}, p_i < p_j \end{cases} \quad (11)$$

$$d_{ij}(k+s|k) = \left[(x_i(k+s|k) - x_j(k+s|k))^2 + (y_i(k+s|k) - y_j(k+s|k))^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

式中: $d_{ij}(k) = d_{ij}(k|k)$, $i \neq j$; r_{j_2} 为无人飞行器避碰代价函数的权重因子; p_i 和 p_j 分别为无人飞行器 i 和无人飞行器 j 的优先级。

综上, 第 k 时刻无人飞行器 i 优化模型函数可以描述为

$$\begin{cases} U_{Fi}^* = \arg \min_{U_{Fi}} \left\{ J_{Fi} + \sum_{j=1}^n J_{j_1}^b + \sum_{j=1, j \neq i}^{N_i} J_{j_2}^b \right\} \\ \text{s.t.} \begin{cases} X_i(k+s+1|k) = f(X_i(k+s|k), U_i(k+s|k)) \\ 0 < v_{\min} < v_i(k) < v_{\max} \\ \chi_{\min} < \chi_i(k) < \chi_{\max} \\ \alpha_{\min} < \alpha_i(k) < \alpha_{\max} \\ |v_i(k+1) - v_i(k)| / \pi_k \leq \Delta v_{\max} \\ |\chi_i(k+1) - \chi_i(k)| / \pi_k \leq \Delta \chi_{\max} \\ |\alpha_i(k+1) - \alpha_i(k)| / \pi_k \leq \Delta \alpha_{\max} \end{cases} \end{cases} \quad (13)$$

3 PIO 算法与基于 MPC-PIO 的集群编队重构控制算法

启发于鸽群地磁导航生物机制, Duan 和 Qiao^[32]

提出一种新的生物种群智能优化算法——PIO 算法。在 PIO 算法中, 鸽子能够利用地图 (第 1 阶段)、指南针 (第 1 阶段) 与地标 (第 2 阶段) 这 3 个导引算子进行两阶段导航^[42]。假设 θ 维空间中共有 N_p 只鸽子, 第 i 只鸽子的初始位置和速度分别为

$$\begin{cases} \mathbf{r}_i = [\xi_{i1}, \xi_{i2}, \dots, \xi_{i\theta}] \\ \mathbf{\varepsilon}_i = [\zeta_{i1}, \zeta_{i2}, \dots, \zeta_{i\theta}] \end{cases} \quad (14)$$

在第 1 个导航阶段中, 第 N_t 次迭代中第 i 只鸽子的位置和速度更新方程为

$$\begin{cases} \mathbf{\varepsilon}_i^{N_t} = \mathbf{\varepsilon}_i^{N_t-1} \cdot e^{-P N_t} + \delta (\mathbf{r}_{\text{gbest}} - \mathbf{r}_i^{N_t-1}) \\ \mathbf{r}_i^{N_t} = \mathbf{r}_i^{N_t-1} + \mathbf{\varepsilon}_i^{N_t} \end{cases} \quad (15)$$

式中: P 为地图和指南针因数; $\delta \in [0, 1]$; $\mathbf{r}_{\text{gbest}}$ 为第 N_t-1 次迭代中鸽子的全局最好位置。当地图算子和指南针算子迭代次数达到最大迭代次数 $N_{r1\max}$ 时, 结束第 1 个导航阶段。

在第 2 个导航阶段中, 第 N_t 次迭代中第 i 只鸽子的位置更新方程为

$$\begin{cases} N^{N_t} = N^{N_t-1} / 2 \\ \mathbf{r}_{\text{center}}^{N_t} = \frac{\sum_{i=1}^{N^{N_t}} \mathbf{r}_i^{N_t} \cdot F(\mathbf{r}_i^{N_t})}{N^{N_t} \sum_{i=1}^{N^{N_t}} F(\mathbf{r}_i^{N_t})} \\ \mathbf{r}_i^{N_t} = \mathbf{r}_i^{N_t-1} + \delta (\mathbf{r}_{\text{center}}^{N_t} - \mathbf{r}_i^{N_t-1}) \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{r}_{\text{center}}^{N_t}$ 为第 N_t 次迭代后鸽群的中心位置; N^{N_t} 为第 N_t 次迭代后鸽群中鸽子的数量; $F(\mathbf{r}_i^{N_t})$ 为 $\mathbf{r}_i^{N_t}$ 的适应度值。当地标算子迭代次数达到最大迭代次数 $N_{r2\max}$ 后, 结束第 2 个导航阶段得到优化结果。

基于 MPC-PIO 的集群编队重构控制算法具体流程如下:

步骤 1 设置 MPC 和 PIO 的基本参数。

步骤 2 对鸽群进行初始化。

步骤 3 根据无人飞行器 i 优化模型函数, 即适应度函数得到鸽群中所有鸽子的位置。

步骤 4 进入第 1 个导航阶段, 根据式 (15) 对鸽群中所有鸽子的速度与位置进行迭代计算, 直到达到最大迭代次数 $N_{r1\max}$, 每次迭代后, 如果出现更好的 $\mathbf{r}_i^{N_t}$, 则用其替换 $\mathbf{r}_{\text{gbest}}$ 。

步骤 5 进入第 2 个导航阶段, 根据式 (16) 对鸽群中所有鸽子的位置进行迭代计算, 直到达到最大迭代次数 $N_{r2\max}$, 每次迭代后, 如果出现更好的 $\mathbf{r}_i^{N_t}$, 则用其替换 $\mathbf{r}_{\text{gbest}}$ 。

步骤 6 2 个阶段导航结束后, 将最终的 $\mathbf{r}_{\text{gbest}}$ 当作第 k 时刻的 $U_i(k|k)$ 。

4 仿真分析

考虑由 1 架领导者无人飞行器 1 与 4 架跟随者无人飞行器 2、3、4、5 构成的无人飞行器集群在具有多个圆形障碍物的环境下进行编队保持重构仿真实验。

假设集群内无人飞行器之间在进行信息交互时不存在通信时延,仿真时间为 200 s,采样频率为 2 Hz,预测时域为 5,障碍物 1 圆心和大小分别为 (3.4,2.6) km 和 0.42 km,障碍物 2 圆心和大小分别为 (6.0,6.0) km 和 0.6 km,障碍物 3 圆心和大小分别为 (10.0,6.0) km 和 1.2 km,障碍物 4 圆心和大小分别为 (22.5,9.5) km 和 0.35 km,障碍物 5 圆心和大小分别为 (24,10.6) km 和 0.25 km。集群无人飞行器初始状态如表 1 所示,集群编队期望构型如表 2 所示,领导者无人飞行器的预定飞行速度与航向如表 3 所示,约束条件如表 4 所示,无人飞行器模型参数与避障避碰权重如表 5 所示。MPC、PIO 与 PSO 算法的基本参数如表 6 所示,其中, $N_{\text{p-pio}}$ 为 PIO 算法种群数量, $N_{\text{p-psy}}$ 为 PSO 算法种群数量, N_{c} 为迭代次数, w_{psy} 为惯性权重, c_1 、 c_2 为加速度因子。

表 1 无人飞行器初始状态

Table 1 Initial state of UAV				
无人飞行器	(x,y)/km	$v/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$\chi/(^{\circ})$	$\alpha/(^{\circ})$
无人飞行器1	(3.8,4.1)	160	90	0
无人飞行器2	(2.8,4.9)	199	85	0
无人飞行器3	(3.2,3.4)	202	91	0
无人飞行器4	(1.8,6.5)	201	100	0
无人飞行器5	(1.9,1.7)	196	82	0

表 2 集群编队期望构型

Table 2 Expected configuration of swarm formation		
编队期望构型	ρ^d/m	$\theta^d/(^{\circ})$
无人飞行器1-2	500	30
无人飞行器1-3	500	-30
无人飞行器1-4	1 000	30
无人飞行器1-5	1 000	-30

表 3 领导者无人飞行器预定飞行速度与滚转角

Table 3 Pre-set speed and roll angle of leader UAV		
时间段/s	$v_L/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$\alpha_L/(^{\circ})$
0~74.5	160	0
75~124.5	160	-20
125~200	160	0

表 4 约束条件

Table 4 Constraint condition								
$v_{\min}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_{\max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$\Delta v_{\max}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-2})$	$\chi_{\min}/(^{\circ})$	$\chi_{\max}/(^{\circ})$	$\Delta\chi_{\max}/((^{\circ})\cdot\text{s}^{-1})$	$\alpha_{\min}/(^{\circ})$	$\alpha_{\max}/(^{\circ})$	$\Delta\alpha_{\max}/((^{\circ})\cdot\text{s}^{-1})$
120	240	50	0	360	15	-50	50	100

表 5 无人飞行器模型参数与避障避碰参数

Table 5 Model parameters of UAV model & parameters of obstacle avoidance and collision avoidance			
β_v	β_{α}	r_{j1}	r_{j2}
3.0	0.6	0.4	0.4

图 6 和图 7 分别为集群编队飞行轨迹和无人飞行器实际飞行位置与期望位置距离偏差。在图 6 中,5 个圆形为障碍物,箭头表示集群内所有无人飞行器在 0,7,17,37,80,95,145,160,175,200 s 的位置与航向,2 个小图为无人飞行器 5 避开障碍物 1 及集群

表 6 MPC、PIO 及 PSO 算法参数

Table 6 Parameters of MPC, PIO and PSO						
算法	Q_{F1}	Q_{F2}	Q_{F3}	Q_{F4}	Q_{F5}	R_{F1}
MPC	diag[0.4 0.4 0.05]	diag[0.1 0.1 0.04]	diag[0.1 0.1 0.03]	diag[0.1 0.1 0.02]	diag[0.1 0.1 0.01]	diag[0.0004 0.0004]
PIO						
PSO						
算法	R_{F2}	R_{F3}	R_{F4}	N_{rlmax}	N_{rl2max}	P
MPC	diag[0.0003 0.0003]	diag[0.0002 0.0002]	diag[0.0001 0.0001]			
PIO				300	30	0.2
PSO						
算法	$N_{\text{p-pio}}$	$N_{\text{p-psy}}$	N_{c}	w_{psy}	c_1	c_2
MPC						
PIO	120					
PSO		120	500	0.8	2.0	2.0

避开障碍物 4、障碍物 5 的放大图。图 8~图 10 分别为各无人飞行器速度、航向角和滚转角的跟踪误差曲线。图 11 为 PSO 与 PIO 这 2 种优化算法代价函数值的对比曲线。

由图 6 可以看出, 集群由无序状态形成初始编队时, 无人飞行器 4 与无人飞行器 5 能够分别躲避障碍物 2、障碍物 3 与障碍物 1, 协同其他 3 架无人飞行器快速集结形成期望的编队构型。当领导者

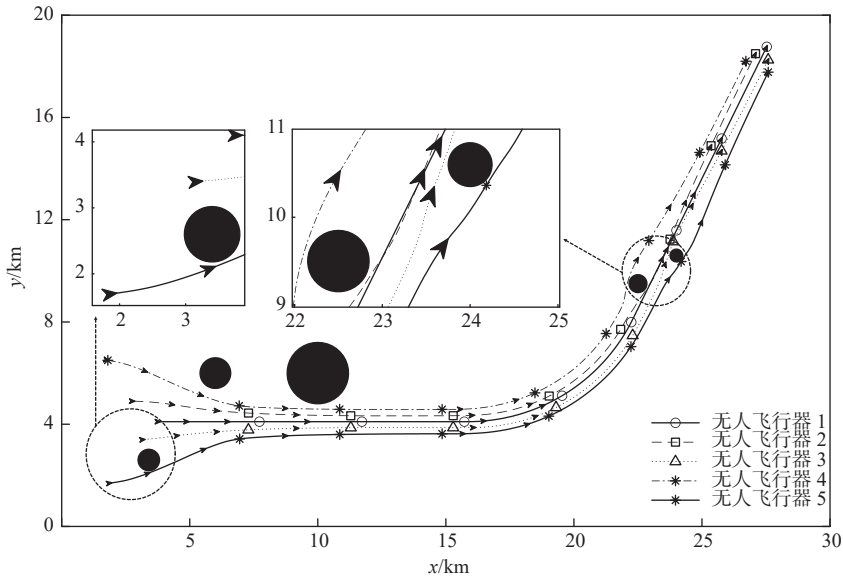


图 6 无人飞行器集群飞行轨迹
Fig. 6 Flight track of UAV swarm

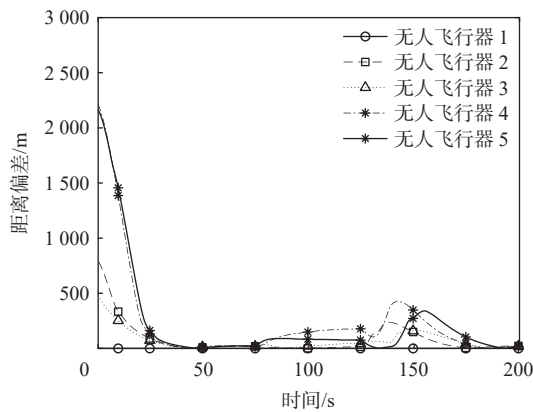


图 7 位置跟踪误差曲线
Fig. 7 Error curves of tracking position

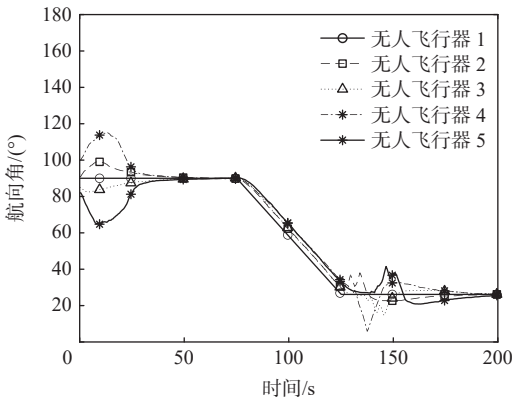


图 9 航向角跟踪误差曲线
Fig. 9 Error curves of tracking course angle

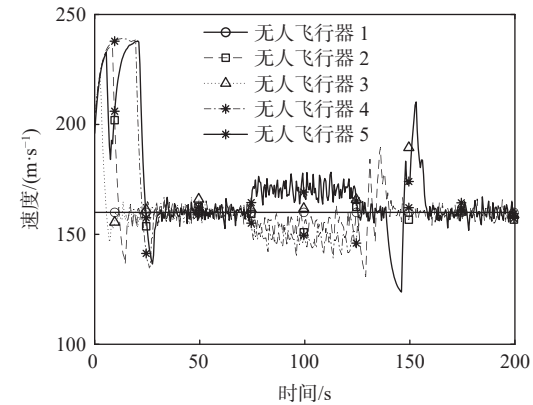


图 8 速度跟踪误差曲线
Fig. 8 Error curves of tracking velocity

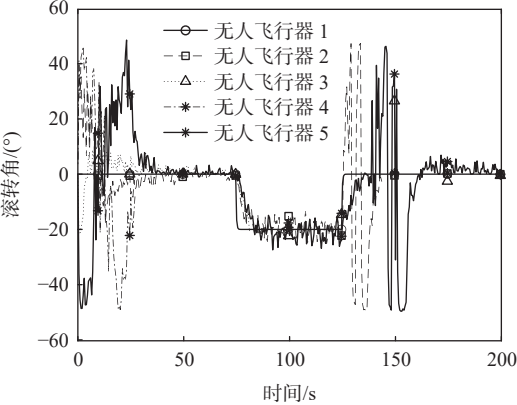


图 10 滚转角跟踪误差曲线
Fig. 10 Error curves of tracking roll angle

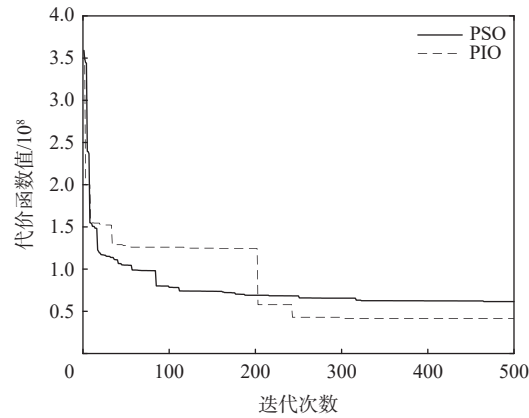


图 11 PIO 与 PSO 迭代对比曲线

Fig. 11 Curves of iterative comparison between PIO and PSO

无人飞行器在 75 s 转向时, 4 架跟随者无人飞行器也能迅速调整各自的航向快速跟上领导者无人飞行器。在集群转向后再次出现障碍物 4、障碍物 5 时, 所有跟随者无人飞行器能够安全稳定地避开障碍物, 并在其后再次实现编队重构。由图 7 可以看出, 集群躲避各个障碍物后约在 40 s 时形成期望编队队形。当领导者无人飞行器转向时, 其他跟随者无人飞行器将快速调整其航向与速度, 以期保持期望编队队形。当集群遇到障碍物 4、障碍物 5 需要避障时, 跟随者无人飞行器的位置误差虽然会进一步增大, 但避开障碍物后集群也能再次实现编队重构。由图 8~图 10 可以看出, 跟随者无人飞行器的速度、航向角及滚转角能够始终保持在约束范围内, 并且稳定地跟踪上领导者无人飞行器。同时, 记录集群在编队形成、保持与重构过程中, 无人飞行器的速度最大变化率为 39.1 m/s, 航向角最大变化率为 4.7(°)/s, 滚转角最大变化率为 92.3(°)/s, 均符合无人飞行器动力学约束条件。由图 11 可以看出, 虽然 2 种优化算法寻优期间, PSO 算法在起始阶段的寻优速度要比 PIO 算法更快, 但虚线的最终值小于实线, 且在虚线趋于稳定时, 虚线仍然有小幅度的降低态势。由此可见, 本文提出的 MPC-PIO 算法能够实现存在障碍物条件下的无人飞行器集群的编队重构, 并且最终效果优于 MPC-PSO 算法。

5 结 论

1) 本文基于 MPC 方法和距离-角度型的领导-跟随编队控制结构, 提出一种针对规则障碍物的无人飞行器集群编队重构控制算法, 采用比较常见的非线性无人飞行器数学模型, 并充分考虑了各种状态与控制输入约束, 在 MPC 的框架下设计了集群的避障与避碰策略。

2) 仿真结果表明, 本文算法能够实现无人飞行

器集群的避碰避障及快速完成集群编队重构。

对于局部空域内的动态障碍物, 由于无法获得其离散运动方程, 下一步可以考虑在预测框架中引入卡尔曼滤波方法, 以完成对移动障碍物在预测域内的状态估计。同时, 如何降低算法的复杂度并考虑通信时滞对无人飞行器集群编队控制的影响也是研究的热点和难点问题。

参考文献 (References)

[1] DUAN H B, ZHAO J X, DENG Y M, et al. Dynamic discrete pigeon-inspired optimization for multi-UAV cooperative search-attack mission planning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1): 706-720.

[2] NEW W K, LEOW C Y, NAVAIE K, et al. Application of NOMA for cellular-connected UAVs: Opportunities and challenges[J]. Science China Information Sciences, 2021, 64(4): 140302.

[3] LIU Y Y, MONTENBRUCK J M, ZELAZO D, et al. A distributed control approach to formation balancing and maneuvering of multiple multirotor UAVs[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 870-882.

[4] HOANG V T, PHUNG M D, DINH T H, et al. System architecture for real-time surface inspection using multiple UAVs[J]. IEEE Systems Journal, 2020, 14(2): 2925-2936.

[5] ZHOU R, FENG Y, DI B, et al. Multi-UAV cooperative target tracking with bounded noise for connectivity preservation[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2020, 21(10): 1494-1503.

[6] DONG X W, LI Y F, LU C, et al. Time-varying formation tracking for UAV swarm systems with switching directed topologies[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(12): 3674-3685.

[7] GONG J Y, MA Y J, JIANG B, et al. Fault-tolerant formation tracking control for heterogeneous multiagent systems with directed topology[J]. Guidance, Navigation and Control, 2021, 1(1): 2150001.

[8] KHOSHNOUD F, ESAT I I, DE SILVA C W, et al. Self-powered solar aerial vehicles: Towards infinite endurance UAVs[J]. Unmanned Systems, 2020, 8(2): 95-117.

[9] 沈林成, 王祥科, 朱华勇, 等. 基于拟态物理法的无人机集群与重构控制[J]. 中国科学 (技术科学), 2017, 47(3): 266-285.

SHEN L C, WANG X K, ZHU H Y, et al. UAVs flocking and re-configuration control based on artificial physics[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2017, 47(3): 266-285(in Chinese).

[10] 卢燕梅, 宗群, 张秀云, 等. 集群无人机队形重构及虚拟仿真验证[J]. 航空学报, 2020, 41(4): 323580.

LU Y M, ZONG Q, ZHANG X Y, et al. Formation reconstruction and virtual simulation verification of swarm UAVs[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(4): 323580(in Chinese).

[11] LIAO F, TEO R, WANG J L, et al. Distributed formation and re-configuration control of VTOL UAVs[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(1): 270-277.

[12] LI B, ZHANG J W, DAI L, et al. A hybrid offline optimization method for reconfiguration of multi-UAV formations[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(1):

506-520.

[13] 宫勋, 赵常均, 王丽, 等. 基于双观测器并行结构的四旋翼无人机故障检测与重构[J]. 控制与决策, 2015, 30(7): 1214-1218.

GONG X, ZHAO C J, WANG L, et al. Faults detection and reconstruction for quad-rotor aircraft based on double-observers parallel structure[J]. Control and Decision, 2015, 30(7): 1214-1218(in Chinese).

[14] 毛琼, 李小民, 王正军. 基于规则的无人机编队队形构建与重构控制方法[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(5): 1118-1126.

MAO Q, LI X M, WANG Z J. Formation and reformation control method for UAVs formation shape based on rules[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(5): 1118-1126(in Chinese).

[15] WANG X H, ZHANG Y, WANG L Z, et al. Robustness evaluation method for unmanned aerial vehicle swarms based on complex network theory[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(1): 352-364.

[16] LIU H X, LIU F, ZHANG X J, et al. A formation reconfiguration algorithm for multi-UAVs based on distributed cooperative co-evolutionary with an adaptive grouping strategy[J]. Chinese Journal of Electronics, 2020, 29(5): 841-851.

[17] 马小山, 董文瀚, 李炳乾. 考虑拓扑故障的无人机编队容错控制方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2020, 38(5): 1084-1093.

MA X S, DONG W H, LI B Q. A fault-tolerant control method for unmanned aerial vehicle (UAV) formation with topological faults considered[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(5): 1084-1093(in Chinese).

[18] 周子为, 段海滨, 范彦铭. 仿雁群行为机制的多无人机紧密编队[J]. 中国科学 (技术科学), 2017, 47(3): 230-238.

ZHOU Z W, DUAN H B, FAN Y M. Unmanned aerial vehicle close formation control based on the behavior mechanism in wild geese[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2017, 47(3): 230-238(in Chinese).

[19] 马思迁, 董朝阳, 马鸣宇, 等. 基于自适应通信拓扑四旋翼无人机编队重构控制[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(4): 841-850.

MA S Q, DONG C Y, MA M Y, et al. Formation reconfiguration control of quadrotor UAVs based on adaptive communication topology[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2018, 44(4): 841-850(in Chinese).

[20] 茹常剑, 魏瑞轩, 戴静, 等. 基于纳什议价法的无人机编队自主重构控制方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1349-1359.

RU C J, WEI R X, DAI J, et al. Autonomous reconfiguration control method for UAV's formation based on Nash bargain[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(8): 1349-1359(in Chinese).

[21] 王寅, 王道波, 王建宏. 基于凸优化理论的无人机编队自主重构算法研究[J]. 中国科学 (技术科学), 2017, 47(3): 249-258.

WANG Y, WANG D B, WANG J H. A convex optimization based method for multiple UAV autonomous formation reconfiguration [J]. Scientia Sinica (Technologica), 2017, 47(3): 249-258(in Chinese).

[22] 顾伟, 汤俊, 白亮, 等. 面向时间协同的多无人机队形变换最优效率模型[J]. 航空学报, 2019, 40(6): 322599.

GU W, TANG J, BAI L, et al. Time synergistic optimal efficiency model for formation transformation of multiple UAVs[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(6): 322599(in Chinese).

[23] 李隰, 韩维, 陈清阳, 等. 基于快速扩展随机树算法的多无人机编队重构方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2019, 37(3): 601-611.

LI Y, HAN W, CHEN Q Y, et al. Research on formation reconfiguration of UAVs based on RRT algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2019, 37(3): 601-611(in Chinese).

[24] 席裕庚, 李德伟, 林妹. 模型预测控制——现状与挑战[J]. 自动化学报, 2013, 39(3): 222-236.

XI Y G, LI D W, LIN S. Model predictive control—Status and challenges[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(3): 222-236(in Chinese).

[25] 周绍磊, 康宇航, 史贤俊, 等. 基于 RQPSO-DMPC 的多无人机编队自主重构控制方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, 43(10): 1960-1971.

ZHOU S L, KANG Y H, SHI X J, et al. Autonomous reconfiguration control method for multi-UAV formation based on RQPSO-DMPC[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 43(10): 1960-1971(in Chinese).

[26] 赵超轮, 戴邵武, 赵国荣, 等. 基于分布式模型预测控制的无人机编队控制[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1763-1771.

ZHAO C L, DAI S W, ZHAO G R, et al. Formation control of multi-UAV based on distributed model predictive[J]. Control and Decision, 2022, 37(7): 1763-1771(in Chinese).

[27] LEE S M, KIM H, MYUNG H, et al. Cooperative coevolutionary algorithm-based model predictive control guaranteeing stability of multirobot formation[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2015, 23(1): 37-51.

[28] XIAO H Z, CHEN C L P. Incremental updating multirobot formation using nonlinear model predictive control method with general projection neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(6): 4502-4512.

[29] FRANZÈ G, CASAVOLA A, FAMULARO D, et al. Distributed receding horizon control of constrained networked leader-follower formations subject to packet dropouts[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 26(5): 1798-1809.

[30] 闫飞, 李浦, 续欣莹. 基于迭代学习与模型预测控制的交通信号混合控制方法[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(3): 339-348.

YAN F, LI P, XU X Y. Traffic signal hybrid control method based on iterative learning and model predictive control[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(3): 339-348(in Chinese).

[31] 张方方, 陈波, 班旋旋, 等. 基于生物启发神经网络和 DMPC 的多机器人协同搜索算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2699-2706.

ZHANG F F, CHEN B, BAN X X, et al. Multi-robot cooperative search algorithm based on bio-inspired neural network and DMPC[J]. Control and Decision, 2021, 36(11): 2699-2706(in Chinese).

[32] DUAN H B, QIAO P X. Pigeon-inspired optimization: A new swarm intelligence optimizer for air robot path planning[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2014, 7(1): 24-37.

[33] 王瑞, 肖冰松. 基于改进鸽群优化和马尔可夫链的多无人机协同搜索方法[J]. 工程科学学报, 2019, 41(10): 1342-1350.

WANG R, XIAO B S. Cooperative search for multi-UAVs via an improved pigeon-inspired optimization and Markov chain approach[J]. Chinese Journal of Engineering, 2019, 41(10): 1342-1350 (in Chinese).

[34] 徐博, 张大龙. 基于量子行为鸽群优化的无人机紧密编队控制[J].

航空学报, 2020, 41(8): 323722.

XU B, ZHANG D L. Tight formation flight control of UAVs based on pigeon inspired algorithm optimization by quantum behavior[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(8): 323722(in Chinese).

[35] FENG Q, HAI X S, SUN B, et al. Resilience optimization for multi-UAV formation reconfiguration via enhanced pigeon-inspired optimization[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(1): 110-123.

[36] QIU H X, DUAN H B. A multi-objective pigeon-inspired optimization approach to UAV distributed flocking among obstacles[J]. Information Sciences, 2020, 509: 515-529.

[37] REN W. Trajectory tracking control for a miniature fixed-wing unmanned air vehicle[J]. International Journal of Systems Science, 2007, 38(4): 361-368.

[38] 李霜琳, 何家皓, 敖海跃, 等. 基于鸽群优化算法的实时避障算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(2): 359-365.

LI S L, HE J H, AO H Y, et al. Real-time obstacle avoidance algorithm based on pigeon-inspired optimization[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2021, 47(2): 359-365 (in Chinese).

[39] 姜龙亨, 魏瑞轩, 张启瑞, 等. 基于群智机理的集群防碰撞控制[J]. 航空学报, 2020, 41(S2): 724294.

JIANG L T, WEI R X, ZHANG Q R, et al. Cluster anti-collision control based on swarm intelligence mechanism[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S2): 724294(in Chinese).

[40] 符小卫, 张嘉平, 魏可. 基于联盟的无人机集群避障方法[J]. 无人系统技术, 2021, 4(3): 11-17.

FU X W, ZHANG J P, WEI K. Obstacle avoidance method for UAV swarm based on alliance[J]. Unmanned Systems Technology, 2021, 4(3): 11-17(in Chinese).

[41] 魏瑞轩, 倪天, 赵晓林, 等. 认知无人机-环境系统的防碰撞稳定性[J]. 控制理论与应用, 2019, 36(9): 1453-1460.

WEI R X, NI T, ZHAO X L, et al. Collision avoidance stability of the cognitive unmanned aerial vehicle & environment system[J]. Control Theory & Applications, 2019, 36(9): 1453-1460(in Chinese).

[42] 曹瑞, 刘燕斌, 沈海东, 等. 基于鸽群搜索策略的代理模型结构优化方法[J]. 中国科学 (技术科学), 2020, 50(12): 1612-1624.

CAO R, LIU Y B, SHEN H D, et al. Optimization algorithm of the surrogate model structure based on pigeon swarm search strategy[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2020, 50(12): 1612-1624(in Chinese).

Formation reconfiguration control of UAV swarm based on MPC-PIO

LIAO Jian¹, GAO Xiangyang², YAN Shi³, ZHOU Shaolei³, WANG Donglai⁴, KANG Yuhang^{2,*}

(1. School of Physics and Electronic Information, Gannan Normal University, Ganzhou 341000, China;

2. Shenzhen Institute of Advanced technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China;

3. School of Aviation Basics, Naval Aviation University, Yantai 264001, China;

4. North Sea Fleet, Qingdao 266000, China)

Abstract: To realize security and accurate strikes under the battlefield environment with various obstacles, unmanned aerial vehicle swarm must possess the ability of self-formation reconfiguration. The unmanned aerial vehicle movement model and leader follower swarm formation control structure are established. The cost functions of unmanned aerial vehicle swarm formation control, obstacle avoidance and collision avoidance are proposed based upon the model predictive control (MPC) framework. The pigeon inspired optimization (PIO) algorithm is used to optimize the swarm formation reconfiguration control. Based on the results of numerical comparative simulations, the proposed algorithm has shown excellent performance in formation tracking error and optimization speed. The results indicate that the proposed algorithm is able to achieve autonomous formation reconstruction and significantly enhance the efficiency of the MPC method.

Keywords: unmanned aerial vehicle swarm; formation reconfiguration control; model predictive control; pigeon inspired optimization; obstacle avoidance