http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0444

考虑安全性评估的无人机集群鸽群优化避碰决策

彭雅兰，段海滨*，魏晨

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院 飞行器一体化控制全国重点实验室，北京 100191)

摘 要：为提高无人机(UAV)集群在复杂环境中的避碰能力与协同效率，提出一种考虑安全性评估的无人机集群鸽群优化(PIO)避碰决策机制。通过分析无人机集群局部冲突风险与整体网络协调程度，构建多维安全性评估指标体系；利用主成分分析法对集群状态进行综合安全评估，并将避碰决策分为安全、警戒与高危3个阶段。基于综合安全性评估得分动态调节的人工势场函数，实现个体避碰控制参数的自适应调整。为进一步提升高风险状态下集群全局避碰协同效率，引入PIO算法对无人机运动方向与避碰参数进行协同优化。仿真测试结果表明：所提方法在保持集群稳定性的同时有效降低了局部冲突概率，验证了该方法的有效性与实用性。

关 键 词：无人机；鸽群优化；避碰决策；安全性评估；主成分分析法；人工势场法
中图分类号：V221+.3; TB553
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)10-3618-09

随着人工智能、无线通信与导航定位等技术的飞速发展，无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)已广泛应用于环境监测、应急救援、空中测绘、物流配送、军事侦察等多种复杂任务场景。由多架无人机组成的集群因其具有高效协同、自主性强、空间覆盖能力广等优势，逐渐成为空中自主系统的重要发展方向[1-3]。然而，在复杂空域中，无人机集群在自主飞行过程中不可避免地面临空间拥堵、路径交叉、局部冲突等问题[4]，因此，如何实现高效、鲁棒的无人机集群避碰与协同控制策略，已成为当前无人系统研究的热点与难点问题。

传统无人机避碰方法可分为基于规则约束、基于轨迹预测、基于优化算法以及基于人工势场法(artificial potential field, APF)等类别[5-7]。其中，APF由于计算简单，适用于分布式控制及机载实时控制，广泛应用于多无人机的避碰控制与路径引导[8-10]。其基本思想是将目标建模为吸引源，障碍物建模为排斥源，通过构造势函数合成控制力，引导个体运动。然而，该方法在处理复杂空间结构或多障碍环境时，易陷入局部极小值、产生路径振荡，且缺乏对集群整体拓扑结构与安全态势的感知与反馈机制，导致避碰效果有限[11]。Hao等[12]在复杂障碍场景中结合风险评估，对人工势场项进行结构化改进，显著提升了路径可行性与平滑性，缓解了传统APF的局部极小值与振荡问题。针对群体编队协同的APF与一致性控制耦合问题，Wang等[13]将改进APF与一致性控制优化用于无人机编队碰撞与通信距离的双约束维护，验证了在通信约束下的收敛与稳定性。Chang等[14]提出基于速度阈值的多一致性APF框架，可在保持连通与避碰的同时实现多子群编队的自适应分合与变换。

近年来，研究者将各种智能优化算法引入无人机路径优化与避碰控制中。鸽群优化(pigeon-inspired optimization, PIO)算法作为一种新型生物启发式群体智能算法，模拟鸽子迁徙中的“地图-指南针”导航与“地标”记忆策略，在路径规划、多目标

收稿日期：2025-07-04；**录用日期**：2025-09-05；**网络出版时间**：2025-09-28 09:08
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250926.1757.004
基金项目：国家自然科学基金 (U24B20156,62350048,T2121003)
* **通信作者**. E-mail：hbduan@buaa.edu.cn

引用格式：彭雅兰，段海滨，魏晨. 考虑安全性评估的无人机集群鸽群优化避碰决策[J]. 北京航空航天大学学报，2026，52(10)：3618-3626.
Peng Y L，Duan H B，Wei C. A safety-evaluation-driven UAV swarm collision avoidance decision-making based on pigeon-inspired optimization[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52(10)：3618-3626 (in Chinese).

调度与多无人机协同中展现出优越性能[15-17]。Shen 等[18]将仿生社交学习机制应用于 PIO 算法，用于解决具有协同检测功能的多无人机协同路径规划问题。Sun 等[19]研究了基于学习辅助进化 PIO 算法的无人机集群机动决策，通过结合学习进化机制，解决无人机集群空战中的子任务，在全面评估战场态势后，选择最优策略。

当前研究多聚焦于几何避碰或优化路径生成，缺乏对无人机集群飞行安全性与行为一致性的量化评估。影响集群安全性能的因素不仅包括个体间的空间距离，还涉及接近速率、排斥力、拓扑结构等多维信息[20-21]。如何在避碰策略中引入动态安全性评估机制，从而实现对避碰参数的自适应调整，是提高无人机集群智能性和鲁棒性的关键[22]。

从风险感知与智能控制角度出发，本文提出一种考虑安全性评估的无人机集群 PIO 避碰决策，将多维安全性评估机制引入无人机集群避碰控制。基于无人机个体运动状态与集群结构稳定性，构建了完整的“安全评估—策略分级—优化调度”协同框架。利用主成分分析法（principal component analysis, PCA）融合多维评估指标，生成综合安全性评估得分用于调节集群避碰控制策略。引入 PIO 算法，通过搜索加速度方向空间与控制参数组合，提升个体路径选择的全局性与自适应性。该集群避碰策略兼顾快速响应与优化收敛，旨在构建一种面向动态环境、自适应性强、可扩展的无人机集群避碰决策机制。

本文主要贡献如下：

1）提出了“安全评估—策略分级—优化调度”的一体化避碰框架，以综合安全性评估（formal safety assessment, FSA）得分打通风险感知与控制参数之间的闭环，实现基于安全等级的自适应权重 APF 与高危触发 PIO 算法的协同。

2）设计了兼顾局部几何冲突与全局拓扑稳定性的多维安全性评估指标集，并利用主成分分析法生成正交、低冗余的综合安全性评估得分，驱动控制算法参数。

3）在高危态势下引入改进 PIO 算法，在不显著增加计算负担的前提下提升全局协同避碰效率与鲁棒性。

1　无人机集群安全性评估模型

1.1　无人机集群安全性评估指标体系

为全面刻画无人机集群在复杂环境中的风险态势，综合考虑无人机之间的距离、速度、方向与集群结构稳定性等因素，从局部冲突风险与整体网络协调维度出发，构建无人机集群多维度安全性评估指标体系，量化集群在不同态势下的潜在碰撞风险与结构脆弱性[23]。以四旋翼无人机为例，建立安全性评估模型，双无人机间冲突如图 1 所示。

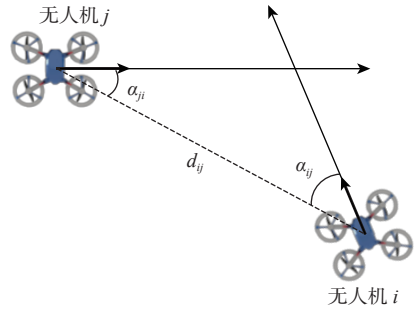


图 1　双无人机冲突

Fig. 1　Two-UAV conflict scenario

1）接近速率 A 反映无人机个体与邻居之间是否存在逼近趋势，是冲突预测的重要依据。无人机 i、无人机 j 与路径冲突交点构成一个三角形。机间接近速率越大，冲突风险越高。假设无人机 i 与其感知半径 R 内所有无人机进行信息交互，组成无人机 i 的邻居集合 N_i。定义无人机 i 与其邻居无人机 $j \in N_i$ 之间的接近速率为

$$A_{ij} = V_i \cos\alpha_{ij} + V_j \cos\alpha_{ji} \tag{1}$$

$$\alpha_{ij} = \begin{cases} |\chi_i - \varphi_{ij}| & |\chi_i - \varphi_{ij}| \leqslant \pi \\ 2 - |\chi_i - \varphi_{ij}| & |\chi_i - \varphi_{ij}| > \pi \end{cases} \tag{2}$$

式中：V_i 和 V_j 分别为无人机 i 和无人机 j 的速度；χ_i 为无人机 i 的航向角；φ_{ij} 为无人机 j 相对于无人机 i 的方位角；α_{ij}、α_{ji} 分别为无人机 i、无人机 j 的航向与 2 架无人机连线之间形成的锐角。

无人机 i 的接近速率指标 I 定义为其与周围无人机之间接近速率的最大值：

$$I_i = \max_{j \in N_i} \left(A_{ij}\right) \tag{3}$$

2）局部势能指标 E 衡量无人机 i 与其邻居集合 N_i 内所有无人机之间距离的紧迫程度，定义为

$$E_i = \sum_{j \in N_i} \left(\frac{1}{d_{ij}} - \frac{1}{R}\right)^{\tau} \tag{4}$$

式中：$d_{ij} = \left\|\boldsymbol{p}_i - \boldsymbol{p}_j\right\|$；$\tau > 1$ 为指数因子，一般取 $\tau = 2$，其中，$\boldsymbol{p}_i$ 和 $\boldsymbol{p}_j$ 分别为无人机 i 和无人机 j 的位置。局部势能越大，个体处于越拥挤、危险的位置。

3）最大势能指标 P 度量集群中最不安全个体的极端风险程度。当无人机 i 与无人机 j 的局部势能指标相等时，即 E_i=P_j，为区分冲突风险，定义无人机 i 的最大势能为

$$P_i = \max_{i \in \{1,2,\cdots,N\}} (E_i) \tag{5}$$

式中：N为集群中无人机数量。

4）排斥力指标F为无人机i所受人工势场排斥力之和：

$$F_i=\sum_{j\in N_i}\left(k_{\mathrm{r}}\left(\frac{1}{d_{ij}}-\frac{1}{d_0}\right)\frac{1}{d_{ij}^2}\right) \tag{6}$$

式中：k_{r}为排斥系数；d_0为排斥力作用阈值；$\boldsymbol{p}_i$为无人机i的位置。

5）最大排斥力指标$F_i^{\max}$与最大势能指标类似，即当无人机i与无人机j所受排斥力之和相等时，最大排斥力更大的个体，冲突风险更高，定义为

$$F_i^{\max}=\max_{j\in N_i}\left(k_{\mathrm{r}}\left(\frac{1}{d_{ij}}-\frac{1}{d_0}\right)\frac{1}{d_{ij}^2}\right) \tag{7}$$

6）节点度D为与无人机i存在信息交互的无人机个体数。一般而言，机间距离越近，冲突风险越高，将2架无人机之间距离的倒数作为权重，定义无人机的加权节点度W为

$$D_i=\sum_{j=1}^{N}l_{ij} \tag{8}$$

$$l_{ij}=\begin{cases}1 & d_{ij}\leqslant R\\ 0 & d_{ij}>R\end{cases} \tag{9}$$

$$W_i=\sum_{j=1}^{N}l_{ij}\omega_{ij} \tag{10}$$

$$\omega_{ij}=\frac{1}{d_{ij}} \tag{11}$$

式中：l_{ij}为无人机i与无人机j间的邻接系数，$l_{ij}=1$代表机间存在数据交互；ω_{ij}为无人机i与无人机j间节点度权重。

7）平均强度S_i指标衡量无人机i与其他无人机间接近程度，定义为

$$S_i=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}l_{ij}\omega_{ij} \tag{12}$$

平均强度值越高，代表无人机个体信息传输密度与结构紧密度越高。

8）平均聚类系数C量化所有无人机的密集程度。考虑复杂网络具有明显的聚类特征，定义聚类系数量化相邻无人机间的互联程度：

$$c_\omega(i)=\frac{1}{k_i^\omega\left(k_i^\omega-1\right)}\sum_{j,k}\frac{\omega_{ij}+\omega_{jk}}{2}l_{ij}l_{jk}l_{ki} \tag{13}$$

$$C_i=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}c_\omega(i) \tag{14}$$

式中：$c_\omega(i)$为无人机i的聚类系数；k_i^ω为聚类因子。$C_i\in[0,1]$，当$C_i=0$，集群中各无人机相互隔离，不存在冲突风险；当$C_i=1$，集群中任意2架无人机之间都存在至少一条信息交互链路，冲突风险较高。

通过上述指标的联合评估，可同时检测无人机集群内部冲突与整体网络结构演化趋势，为避碰方法提供有效反馈基础。

1.2 主成分分析法与综合安全性评估模型

为克服多指标评估中数据维度冗余、指标间相关性高等问题[24]，本文引入主成分分析法，通过对标准化后的指标数据矩阵进行特征分解，提取能反映集群避碰风险特征的主成分，并将其映射为综合安全性评估值，作为后续改进人工势场权重调节和避碰优化的关键驱动因子。

1.2.1 主成分分析法

设无人机集群安全性指标矩阵为

$$\boldsymbol{Y}=\left[y_{ij}\right]_{N\times M} \tag{15}$$

式中：y_{ij}为无人机i的第j个安全性评估指标值；N为无人机总数；M为评估指标个数。为消除数据量纲差异，采用零均值单位方差标准化，得到安全性评估指标标准化矩阵$\boldsymbol{Y}'=[y'_{ij}]_{M\times N}$：

$$y'_{ij}=\frac{y_{ij}-\overline{y_j}}{\sigma_j} \tag{16}$$

$$\overline{y_j}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}y_{ij} \tag{17}$$

$$\sigma_j=\sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}\left(y_{ij}-\overline{y_j}\right)^2} \tag{18}$$

式中：$\overline{y_j}$和σ_j分别为第j个安全性评估指标的均值和标准差。

计算标准化评估数据的协方差矩阵：

$$\boldsymbol{Z}=\frac{1}{N-1}\boldsymbol{Y}'^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y}' \tag{19}$$

对协方差矩阵$\boldsymbol{Z}$进行特征值分解，得到其特征值$\lambda_1\geqslant\lambda_2\geqslant\cdots\geqslant\lambda_M$，对应的特征向量为$\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_M$。

主成分第k项的贡献率为

$$\gamma_k=\lambda_k\left(\sum_{j=1}^{M}\lambda_j\right)^{-1} \tag{20}$$

选取前M'个主成分，使得累计贡献率达到设定阈值μ：

$$\sum_{k=1}^{M'}\gamma_k\geqslant\mu \tag{21}$$

式中：设定阈值μ一般取值为0.85、0.9或0.95。

通过上述主成分分析法，将原始存在相关性的评估指标数据映射到相互正交的主成分空间中，确保综合评估结果更具独立性与代表性。

1.2.2　综合安全性评估得分

对于每架无人机, 计算其主成分得分 $\boldsymbol{\epsilon}_i = \left[\epsilon_i^1, \epsilon_i^2, \cdots, \epsilon_i^k\right]$:

$$\epsilon_i^k = \sum_{j=1}^{M'} v_{kj} y'_{ij} \qquad k = 1,2,\cdots,M' \tag{22}$$

定义每架无人机的综合安全性评估得分为主成分得分的加权和:

$$S_{\mathrm{FSA}i} = \sum_{k=1}^{k'} \gamma_k \epsilon_i^k \tag{23}$$

为便于计算, 将综合安全性评估得分进行归一化处理至 [0,1] 区间:

$$S'_{\mathrm{FSA}i} = \frac{S_{\mathrm{FSA}i} - \min(S_{\mathrm{FSA}i})}{\max(S_{\mathrm{FSA}i}) - \min(S_{\mathrm{FSA}i})} \tag{24}$$

$S'_{\mathrm{FSA}i}$越小, 说明无人机 i 所处环境越安全, 发生碰撞概率越低; 反之, 则表明其面临较高的冲突风险。为简化表述, 下文统一使用$S_{\mathrm{FSA}i}$表示无人机 i 的归一化综合安全性评估得分。依据每架无人机的综合安全性评估得分, 可将其所处状态划分为 3 个安全等级, 如表 1 所示。

表 1　无人机集群安全等级划分

Table 1　UAV swarm security classification

等级	综合安全性评估得分	模式类型	控制策略
安全区	$S_{\mathrm{FSA}i} \leqslant \theta_1$	协同前进	吸引力占主导, 维持队形或目标引导
警戒区	$\theta_1 < S_{\mathrm{FSA}i} < \theta_2$	正常避碰	平衡吸引力与排斥力, 进行协调避碰
高危区	$\theta_2 \leqslant S_{\mathrm{FSA}i}$	紧急避碰	排斥权重最大化, 抑制吸引力, 优化避碰

注: θ_1、θ_2为策略阈值, 可根据任务需求设定。

安全区无人机处于低风险区域, 与周围邻居保持良好间距和协调状态, 此时集群优先保持飞行效率。警戒区无人机安全性中等, 存在一定冲突风险, 需适度增强排斥控制, 保持避碰与协同平衡。高危区无人机个体安全性较差, 面临局部拥堵或障碍物碰撞风险, 此时需最大限度增强避碰控制, 保障个体快速逃离高危区域。

2　基于综合安全性评估的无人机集群避碰决策

2.1　考虑安全性评估的无人机集群避碰决策框架

为提升无人机集群在复杂动态环境中的避碰响应能力与协同控制水平, 本文构建了一种考虑安全性评估的优化机制, 实现多阶段集群避碰决策。该方法以无人机集群综合安全性评估为基础, 综合考虑无人机间距离、速度、方向、局部拓扑等特征, 建立量化评估模型。结合主成分分析法压缩指标维度, 得到综合安全性评估得分, 进而驱动无人机个体避碰策略的自适应调节。

无人机集群安全等级划分与避碰决策对应机制如图 2 所示。整个控制体系由 4 个核心部分组成: ①感知与通信层。每个循环周期内, 无人机通过本地传感器与组网通信设备获取自身与邻居无人机的位置信息、速度信息以及任务目标位置, 同时读取包括感知半径、势场参数、风险阈值、自适应系数和 PIO 算法参数在内的控制配置。②安全性评估层。无人机基于感知信息, 实时计算与邻居间的相对状态, 通过预定义的评估函数获得安全性指标。③分级策略判定层。依据综合安全性评估得分与两级风险阈值θ_1、θ_2, 将状态划分为安全区、警戒区和高危区, 安全区与警戒区调整吸引力与排斥力权重以增强 APF 避碰能力, 而高危区则触发 PIO 优化模块, 对 APF 方向进行全局-局部两阶段搜索优化。④策略执行与状态更新层。对于高危状态下得到的 PIO 优化结果, 与 APF 方案进行基于综合安全性评估得分适应度的策略融合, 选取更优加速度指令, 并经过动力学约束与饱和处理后更新无人机的位置和速度, 实现下一周期的安全飞行与协同推进。

APF 可由综合安全性评估得分驱动对权重进行即时调节, 并提供稳定、可控的初始加速度, 与 PIO 全局方向搜索形成局部与全局互补, 在高危态势下形成两阶段优化。该框架通过“评估—分级—自适应控制—优化融合”的闭环方式, 实现了风险感知驱动的无人机集群动态避碰决策, 有效兼顾了安全性与协同性。

2.2　自适应权重人工势场法

传统 APF 中, 经典吸引力势场函数U_{att}为[25]

$$U_{\mathrm{att}}(X) = \frac{1}{2} k_{\mathrm{a}} \left| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_g \right|^2 \tag{25}$$

式中: k_{a}为吸引力系数; $\boldsymbol{x}$ 和 $\boldsymbol{x}_g$ 分别为无人机和目标位置矢量。

通过计算目标对无人机产生吸引力势函数的梯度, 可以计算得到吸引力$\boldsymbol{F}_{\mathrm{att}}$为

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{att}}(X) = -\nabla U_{\mathrm{att}}(X) = k_{\mathrm{a}}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_g) \tag{26}$$

对于躲避障碍物的无人机, 建立排斥力势场U_{rep}:

$$U_{\mathrm{rep}}(X) = \begin{cases} \dfrac{1}{2} k_{\mathrm{r}} \left(\dfrac{1}{d} - \dfrac{1}{d_0} \right)^2 & d \leqslant d_0 \\ 0 & d > d_0 \end{cases} \tag{27}$$

式中: d_0为排斥力势场有效距离, 当障碍物与无人机间距离d大于d_0, 障碍物不再对无人机产生排斥力。

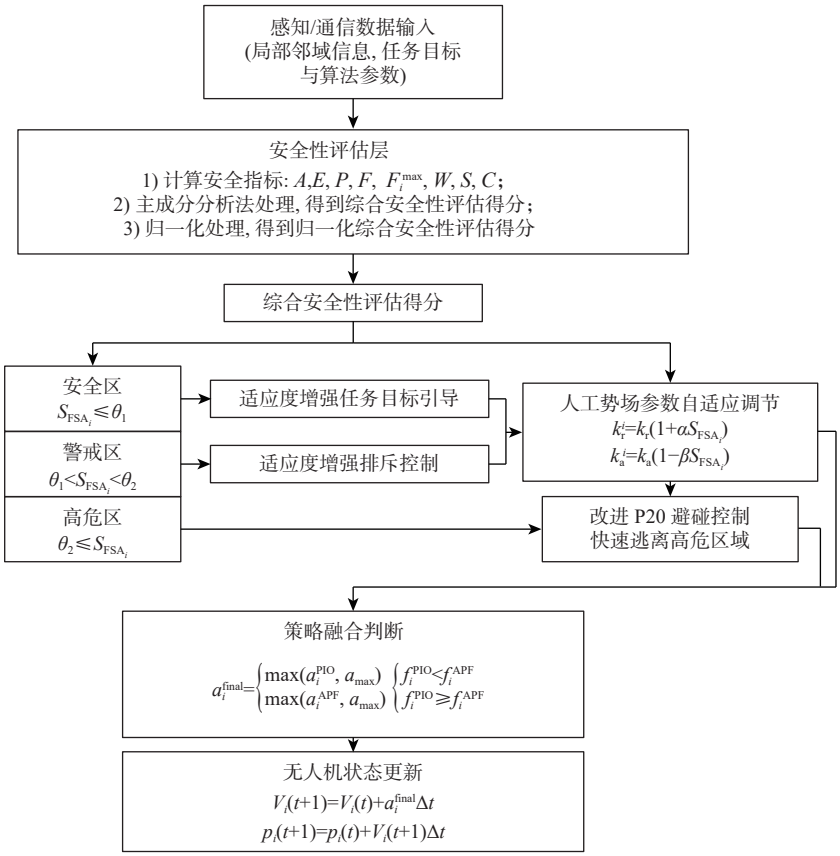


图2 安全等级驱动避碰决策框架

Fig. 2 Framework of security-level-driven collision avoidance decision

排斥力$\boldsymbol{F}_{\text{rep}}$为排斥力势场梯度:

$$\boldsymbol{F}_{\text{rep}}(X)=-\nabla U_{\text{rep}}(X)=\begin{cases}k_{\text{r}}\left(\dfrac{1}{d}-\dfrac{1}{d_0}\right)\dfrac{\boldsymbol{P}_i-\boldsymbol{P}_j}{d^2} & d\leqslant d_0\\ \boldsymbol{0} & d>d_0\end{cases}\tag{28}$$

合力$\boldsymbol{F}_{\text{sum}}$可表示为

$$\boldsymbol{F}_{\text{sum}}=\boldsymbol{F}_{\text{att}}-\boldsymbol{F}_{\text{rep}}\tag{29}$$

传统APF在避碰控制中存在参数固定、响应迟钝等问题,难以适应高动态环境下的无人机集群协同避碰需求。为提升避碰控制算法智能化与灵活性,引入基于综合安全性评估得分的权重调节机制,实现势场参数的个体化动态调整,使得风险较高的个体表现出更强烈的趋避行为。排斥力与吸引力权重调节函数分别为

$$k_{\text{r}}^i=k_{\text{r}}(1+\alpha S_{\text{FSA}i})\tag{30}$$

$$k_{\text{a}}^i=k_{\text{a}}(1-\beta S_{\text{FSA}i})\tag{31}$$

式中:$S_{\text{FSA}i}\in[0,1]$为归一化处理后的综合安全性评估得分;α、$\beta\in[0.5,1]$为权重调节灵敏度系数。

该权重调节机制能够使处于高冲突风险的无人机自动增强排斥力并弱化目标吸引力,从而迅速避开冲突区域,且不易陷入局部最小值点;而处境较为安全的无人机个体将继续保持正常航向,维持无人机集群整体飞行任务的推进效率。

2.3 基于改进鸽群优化的无人机集群避碰控制

在多无人机集群自主飞行过程中,由于集群内部个体间频繁交互及动态环境干扰,容易出现局部冲突、路径拥挤、协调失效等问题。APF具有良好的实时避碰能力,但存在局部极小值、路径振荡和集群行为失控等局限。为弥补其不足,引入PIO算法,通过全局协同优化机制对集群状态进行动态调整,从而实现局部避碰与群体协同的统一融合。

若无人机综合安全性评估得分超过θ_2,说明局部风险较大,个体立即启动PIO避碰控制策略进行强化避碰。

融合APF与PIO的集群避碰决策机制,以人工势场计算无人机的加速度作为初始状态,在此基础上,构建基于综合安全性评估指标的适应度函数,通过PIO迭代搜索优化加速度方向,从而得到更为安全和协调的控制策略。

该融合策略分为以下4个主要步骤:

1)局部人工势场感知避碰。利用人工势场计算无人机个体受目标吸引与障碍物、邻居排斥的加速度。

2)全局方向优化。将该加速度方向作为PIO的初始解,构建适应度函数进行群体优化。

① 初始化。假设 N_{p} 只鸽子在 L 维搜索空间中，第 i 只鸽子在第 t 次迭代中位置与速度分别为 $\boldsymbol{x}_i^t$ 与 $\boldsymbol{V}_i^t$。鸽子初始化位置为无人机加速度单位方向[26]:

$$\boldsymbol{x}_i^o = \frac{\boldsymbol{a}_i}{\|\boldsymbol{a}_i\|} \tag{32}$$

式中: a_i 为无人机加速度。

优化方向目标为提高无人机集群安全性与协调性，引入综合安全性评估指标，构造代价函数:

$$f_i(t) = S_{\mathrm{FSA}i}(\boldsymbol{x}_i^t) \tag{33}$$

② 地图-指南针算子阶段，最大迭代次数为 N_{c1}，鸽子速度与位置更新规则为

$$\begin{cases} \boldsymbol{V}_i^t = \boldsymbol{V}_i^{t-1}\mathrm{e}^{-rt} + N_{\mathrm{rand}}\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{best}}^{t-1} - \boldsymbol{x}_i^{t-1}\right) \\ \boldsymbol{x}_i^t = \boldsymbol{x}_i^{t-1} + \boldsymbol{V}_i^t \end{cases} \tag{34}$$

式中: r 为地图和指南针因子; N_{rand} 为 [0,1] 范围内的随机数; x_{best}^{t-1} 为当前鸽群最优位置。

③ 地标算子阶段，最大迭代次数为 N_{c2}。鸽子依靠鸽巢附近的地标导航，远离目的地的鸽子在迭代中被依次抛弃。当迭代次数 $N_{c1}<t\leqslant N_{c2}$ 时，鸽子速度与位置更新规则为

$$\boldsymbol{x}_{\mathrm{center}}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{p}}^{t-1}} \boldsymbol{x}_i^{t-1} f_i\left(\boldsymbol{x}_i^{t-1}\right)}{N_{\mathrm{p}}^{t-1}\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{p}}^{t-1}} f_i\left(\boldsymbol{x}_i^{t-1}\right)} \tag{35}$$

式中: $\boldsymbol{x}_{\mathrm{center}}^{t-1}$ 为鸽群在 $t-1$ 时刻的中心位置; N_{p}^{t-1} 为 $t-1$ 时刻鸽群中鸽子数量。

$$T\left(\boldsymbol{x}_i^{t-1}\right) = \frac{1}{f_i(t-1)+\varepsilon} \tag{36}$$

式中: T 为第 $t-1$ 代鸽子 i 的适应度值; ε 表示一个极小数，以确保分母不为零。

$$\overline{T}_{\mathrm{global}}^{t-1} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\mathrm{p}}^{t-1}} T\left(\boldsymbol{x}_i^{t-1}\right)}{N_{\mathrm{p}}^{t-1}} \tag{37}$$

式中: $\overline{T}_{\mathrm{global}}^{t-1}$ 表示 $t-1$ 时刻鸽群的平均适应度。将鸽群中每个鸽子个体随机排列为环形拓扑结构，每只鸽子及其左、右两边的鸽子构成小组:

$$\overline{T}_{\mathrm{local}}^{t-1} = \frac{T\left(\boldsymbol{x}_i^{t-1}\right) + T\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{left}}^{t-1}\right) + T\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{right}}^{t-1}\right)}{3} \tag{38}$$

式中: $\overline{T}_{\mathrm{local}}^{t-1}$ 表示小组内在 $t-1$ 时刻的平均适应度值; $T\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{left}}^{t-1}\right)$、$T\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{right}}^{t-1}\right)$ 分别为鸽子 i 在环形拓扑结构中左、右邻居的适应度值。

$$\boldsymbol{x}_{\mathrm{local,center}}^{t-1} = \frac{\boldsymbol{x}_i^{t-1} + \boldsymbol{x}_{\mathrm{left}}^{t-1} + \boldsymbol{x}_{\mathrm{right}}^{t-1}}{3} \tag{39}$$

式中: $\boldsymbol{x}_{\mathrm{local,center}}^{t-1}$ 为 $t-1$ 时刻小组的中心坐标; $\boldsymbol{x}_{\mathrm{left}}^{t-1}$、$\boldsymbol{x}_{\mathrm{right}}^{t-1}$ 分别为鸽子 i 在环形拓扑结构中左、右邻居的位置坐标。

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_i^t = \boldsymbol{x}_i^{t-1} + N_{\mathrm{rand}}\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{center}}^{t-1} - \boldsymbol{x}_i^{t-1}\right) & \overline{T}_{\mathrm{local}}^{t-1} < \overline{T}_{\mathrm{global}}^{t-1} \\ \boldsymbol{x}_i^t = \boldsymbol{x}_i^{t-1} + N_{\mathrm{rand}}\left(\boldsymbol{x}_{\mathrm{local,center}}^{t-1} - \boldsymbol{x}_i^{t-1}\right) & \overline{T}_{\mathrm{local}}^{t-1} \geqslant \overline{T}_{\mathrm{global}}^{t-1} \end{cases} \tag{40}$$

鸽群中的个体在环形拓扑结构中两两对比位置优劣，优胜鸽子向整个鸽群中最优位置学习，落败鸽子不仅需要向整个鸽群学习，还需向优胜鸽子学习。

$$N_{\mathrm{p}}^t = \frac{N_{\mathrm{p}}^{t-1}}{2} \tag{41}$$

按照代价函数值将鸽子排序，在每次迭代中舍弃鸽群中代价函数值低的一半个体，直至 $t > N_{c1} + N_{c2}$，结束循环,得到最优加速度方向 $\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{PIO}}$。

3) 策略融合判断。比较 APF 和 PIO 输出的综合安全性评估得分，选择最优控制策略。引入控制融合判断函数，对比 2 种控制策略下适应度值:

$$\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{final}} = \begin{cases} \max\left(\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{PIO}}, a_{\max}\right) & f_i^{\mathrm{PIO}} < f_i^{\mathrm{APF}} \\ \max\left(\boldsymbol{a}_i^{\mathrm{APF}}, a_{\max}\right) & f_i^{\mathrm{PIO}} \geqslant f_i^{\mathrm{APF}} \end{cases} \tag{42}$$

式中: $a_{\max}$ 为无人机最大加速度限制。

4) 无人机状态更新。根据最终加速度更新个体速度与位置。

$$\begin{cases} \boldsymbol{V}_i(t+1) = \boldsymbol{V}_i(t) + \boldsymbol{a}_i^{\mathrm{final}}\Delta t \\ \boldsymbol{p}_i(t+1) = \boldsymbol{p}_i(t) + \boldsymbol{V}_i(t+1)\Delta t \end{cases} \tag{43}$$

通过上述综合安全性评估得分驱动避碰机制，无人机个体可根据所处安全态势实时自适应调整避碰策略，避免单一、固定控制行为所带来的低效率问题，为后续优化算法提供良好初始基础和局部避碰能力保障。

3　仿真实验设计与结果分析

为验证本文所提考虑安全性评估的无人机集群 PIO 避碰决策，设计 5 架无人机穿越设置有多个障碍物的复杂环境。每架无人机初始速度为 10 m/s，初始加速度为 0，无人机最大速度 $V_{\max}$=15 m/s，最大加速度 $a_{\max}$=10 m/s^2，感知半径 R=300 m，基于综合安全性评估得分的无人机集群安全等级划分阈值 $\theta_1 = 0.3$, $\theta_2 = 0.7$，在集群前进方向上，设置 6 个圆柱形障碍物。设定最大仿真时间 200 s，步长 0.05 s，算法中各参数设置如表 2 所示。

安全阈值 θ_1 与 θ_2 决定了 APF 与 PIO 控制模式的切换区间，较小的 θ_1 会使集群更早进入“警戒区”，从而提高避碰控制保守性，显著降低冲突次数，但同时也导致路径绕行与飞行时间延长；而较大的 θ_2 会延迟进入“高危区”，延缓 PIO 启动，在短时间内冲突次数上升，但能够减小全局优化计算频

表2 算法参数

Table 2 Parameters of algorithms

算法	参数	数值
APF	吸引力系数k_a	5
	排斥力系数k_r	15
	排斥力作用阈值d_0/m	200
	权重调节灵敏度系数α	0.75
	权重调节灵敏度系数β	0.75
PIO	鸽子种群数量N_p	20
	地图和指南针算子迭代次数N_{c1}	100
	地标算子迭代次数N_{c2}	80
	地图和指南针因子r	0.02

率，从而降低计算负担。APF权重系数k_r与k_a在不同安全等级下动态调节排斥力与吸引力，较大的排斥力系数k_r能在高风险态势下放大排斥力，提升避碰效果，但过大可能导致排斥过冲，引发飞行轨迹振荡；较小的吸引力系数k_a在高风险态势中能够抑制吸引力，强化避障动作，但若设置过低，则可能导致任务执行延迟。

图3、图4分别给出了考虑安全性评估的无人机集群PIO算法避碰三维飞行轨迹与飞行轨迹俯视图，图3中，H为无人机高度。

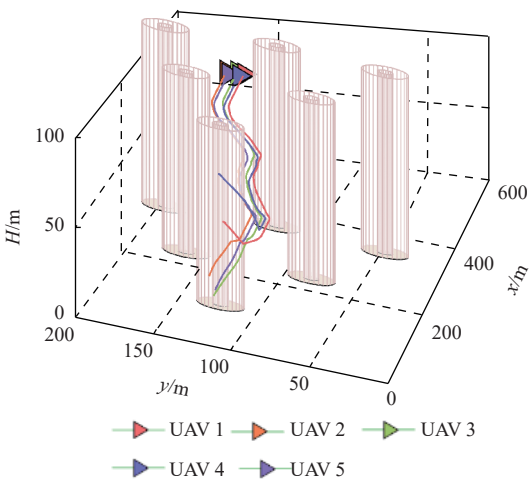


图3 无人机集群三维飞行轨迹

Fig. 3 3D flight path of UAV swarm

由图3和图4可知，在本文所提出避碰控制策略作用下，无人机集群可稳定飞行通过复杂环境，且未发生机间碰撞。

为验证所提避碰控制策略必要性，在相同初始条件和参数设置下，将本文方法分别与单独利用APF、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法与PIO算法避碰控制的无人机集群飞行进行仿真验证。4种避碰控制算法下关键安全性评估指标对比结果如表3所示(取10次仿真实验结果平均值)。在任务约束下，PIO通常在20～50次迭代内

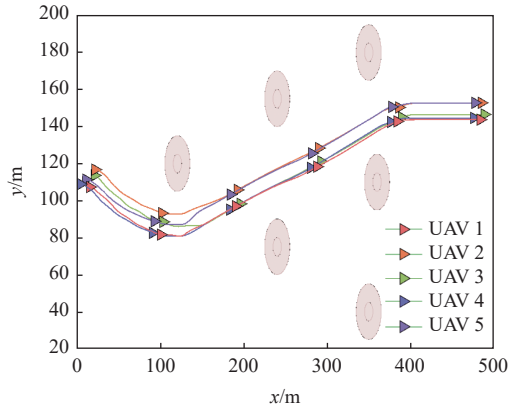


图4 无人机集群飞行轨迹俯视图

Fig. 4 Top view of flight path of UAV swarm

表3 安全性评估指标数据

Table 3 Data on security assessment indicators

指标	A	E	F^{max}	W	S	C	F_i	冲突次数
APF	1.42	117.80	19.30	5.10	0.49	0.53	0.75	5.10
PSO	1.17	96.50	14.70	4.60	0.42	0.45	0.67	2.40
PIO	1.12	91.10	13.50	4.40	0.38	0.41	0.62	1.20
FSA-PIO(本文)	0.95	78.90	10.20	3.80	0.32	0.35	0.51	0.20

收敛至稳定解，且在多次实验中收敛结果波动较小，验证了其在高危状态下的快速响应与稳定性。

由表3可见，本文所提考虑安全性评估的无人机集群PIO避碰决策方法在各个安全性评估指标方面均不同程度优于其他3种基本避碰控制算法。其优越性在于：算法中主成分分析法将各个评估指标压缩为互为正交的主成分并以贡献率加权，形成多元风险统一评分。分级控制将抽象评分转换为具体控制方式，并通过策略融合判断，确保不会因个别采样波动而生成不安全指令。本文算法具有较好的全局路径规划与局部避碰能力，可有效解决复杂环境中的无人机集群避碰问题。

4 结 论

针对无人机集群安全性评估与避碰控制问题，本文提出一种考虑安全性评估的无人机集群鸽群优化算法避碰决策。

1) 构建了一种无人机集群多维安全性评估指标体系，包含接近速率、势能、排斥力、网络拓扑特征等关键指标，从微观运动特性与宏观结构稳定性2方面评估无人机安全状态。

2) 利用主成分分析法，实现了多评估指标融合为单一综合安全性评估得分，为后续控制器调节提供了统一度量依据。

3) 根据无人机综合安全性评估得分调节人工势场吸引力与排斥力权重，构建了一种响应式避碰策略。

4）引入鸽群优化算法对加速度方向与路径进行优化，有效克服了局部最优与集群内部冲突困境，提升了无人机集群整体避碰质量。

未来可进一步考虑复杂对抗环境中无人机集群中的信息不完备与通信滞后问题，扩展无人机集群鲁棒控制的协同安全性评估理论体系。

参考文献（References）

[1] Sharma R R, Ghose D. Collision avoidance between UAV clusters using swarm intelligence techniques[J]. International Journal of Systems Science, 2009, 40(5): 521-538.

[2] Javed S, Hassan A, Ahmad R, et al. State-of-the-art and future research challenges in UAV swarms[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(11): 19023-19045.

[3] Huang S Y, Zhang H B, Huang Z Y. E2CoPre: energy efficient and cooperative collision avoidance for UAV swarms with trajectory prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(7): 6951-6963.

[4] Rezaee M R, Hamid N A W A, Hussin M, et al. Comprehensive review of drones collision avoidance schemes: challenges and open issues[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(7): 6397-6426.

[5] Debnath D, Vanegas F, Sandino J, et al. A review of UAV path-planning algorithms and obstacle avoidance methods for remote sensing applications[J]. Remote Sensing, 2024, 16(21): 4019.

[6] Roberge V, Tarbouchi M, Labonte G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 132-141.

[7] Zhou X, Zhu J C, Zhou H Y, et al. EGO-swarm: a fully autonomous and decentralized quadrotor swarm system in cluttered environments[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway: IEEE Press, 2021: 4101-4107.

[8] Wu Z Y, Dong S P, Yuan M, et al. Rotate artificial potential field algorithm toward 3D real-time path planning for unmanned aerial vehicle[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 2023, 237(4): 940-955.

[9] Zhang Y X, Chen J B, Chen M, et al. Integrated the artificial potential field with the leader-follower approach for unmanned aerial vehicles cooperative obstacle avoidance[J]. Mathematics, 2024, 12(7): 954.

[10] Cao L J, Wang L, Liu Y, et al. 3D trajectory planning based on the rapidly-exploring random tree-connect and artificial potential fields method for unmanned aerial vehicles[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2022, 19(5): 172988062211188.

[11] 朱元军, 李妍, 张学军, 等. 基于风险约束的城市空域无人机安全路径规划[J/OL]. 北京航空航天大学学报, 2025(2025-04-29)[2025-07-01]. https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0843.
Zhu Y J, Li Y, Zhang X J, et al. Risk-constrained safe path planning for unmanned aerial vehicle in urban airspace[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025(2025-04-29)[2025-07-01]. https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0843(in Chinese).

[12] Hao H, Xue Y, Zhai G, et al. UAV path planning based on improved artificial potential field method[J]. Aerospace, 2023, 10(6): 562.

[13] Wang M, Zhong Y L, Zhang Y H, et al. Unmanned aerial vehicle formation control method based on improved artificial potential field and consensus[J]. IET Control Theory & Applications, 2024, 18(18): 2555-2567.

[14] Chang X F, Jiao J Y, Li Y N, et al. Multi-consensus formation control by artificial potential field based on velocity threshold[J]. Frontiers in Neuroscience, 2024, 18: 1367248.

[15] Duan H B, Qiu H X. Advancements in pigeon-inspired optimization and its variants[J]. Science China Information Sciences, 2019, 62(7): 70201.

[16] Chen W K, Hai X S, Hu Y M, et al. Hierarchical decision-making framework for multi-UAV task assignment via enhanced pigeon-inspired optimization[J]. Guidance, Navigation and Control, 2023, 3(4): 2350028.

[17] Hu C H, Xia Y, Zhang J G. Adaptive operator quantum-behaved pigeon-inspired optimization algorithm with application to UAV path planning[J]. Algorithms, 2019, 12(1): 3.

[18] Shen Y K, Liu X N, Ma X, et al. A bionic social learning strategy pigeon-inspired optimization for multi-unmanned aerial vehicle cooperative path planning[J]. Applied Sciences, 2025, 15(2): 910.

[19] Sun Y B, Chen Y, Wei C, et al. Swarm maneuver decision method based on learning-aided evolutionary pigeon-inspired optimization for UAV swarm air combat[J]. Drones, 2025, 9(3): 218.

[20] Tisdale J, Kim Z, Hedrick J K. Autonomous UAV path planning and estimation[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2009, 16(2): 35-42.

[21] Lei Y Q, She Z K, Quan Q. Pigeon-inspired UAV swarm control and planning within a virtual tube[J]. Drones, 2025, 9(5): 333.

[22] 陈艺君, 余莎莎, 张学军. 城市低空场景下无人机运行对地风险量化评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(3): 806-815.
Chen Y J, Yu S S, Zhang X J. Ground risk quantitative assessment for UAV operations in urban low-altitude scenarios[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(3): 806-815(in Chinese).

[23] Li S M, Cheng X C, Huang X D, et al. Cooperative conflict detection and resolution and safety assessment for 6G enabled unmanned aerial vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(2): 2183-2198.

[24] Chen E, Chen X, Jing W B, et al. Distributed tensor principal component analysis with data heterogeneity[J]. Journal of the American Statistical Association, 2025, 120(552): 2619-2631.

[25] 梅艺林, 崔立堃, 胡雪岩, 等. 基于人工势场法的复杂环境下多无人车避障与编队控制[J]. 工程科学学报, 2025, 47(2): 364-373.
Mei Y L, Cui L K, Hu X Y, et al. Obstacle avoidance and formation control of multiple unmanned vehicles in complex environments based on artificial potential field method[J]. Chinese Journal of Engineering, 2025, 47(2): 364-373(in Chinese).

[26] Zhang Z, Jiang J, Ling K V, et al. Real-time path planning for autonomous UAVs: an event-triggered multimodal adaptive pigeon-inspired optimization approach[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(4): 10972-10981.

A safety-evaluation-driven UAV swarm collision avoidance decision-making based on pigeon-inspired optimization

PENG Yalan，DUAN Haibin*，WEI Chen

(National Key Laboratory of Aircraft Integrated Flight Control，School of Automation Science and Electrical Engineering，Beihang University，Beijing 100191，China)

Abstract：This research proposes an adaptive avoidance decision-making mechanism that combines safety assessment with pigeon-inspired optimization (PIO) to enhance the collision avoidance capabilities and coordination efficiency of unmanned aerial vehicle (UAV) swarms operating in complicated environments. A multidimensional safety evaluation index system is constructed by analyzing both local conflict risks and the overall coordination level of the swarm. Principal component analysis is employed to derive a comprehensive safety score, based on which a three-stage avoidance control strategy is formulated. An artificial potential field function with adaptively tuned parameters is designed according to the safety score, enabling responsive and autonomous individual-level control. Furthermore, to improve global cooperative avoidance under high-risk scenarios, the improved PIO algorithm is embedded to jointly optimize the velocity direction and avoidance parameters of swarm members. The effectiveness and resilience of the suggested strategy in dynamic contexts are validated by simulation findings, which show that it dramatically lowers the likelihood of local conflicts while preserving swarm cohesion.

Keywords：unmanned aerial vehicle；pigeon-inspired optimization；collision avoidance decision；safety evaluation；principal component analysis；artificial potential field

Received：2025-07-04；**Accepted**：2025-09-05；**Published Online**：2025-09-28 09：08

URL：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20250926.1757.004

Foundation items：National Natural Science Foundation of China (U24B20156, 62350048,T2121003)

* **Corresponding author**. E-mail：hbduan@buaa.edu.cn