

中文引用格式:张健,张永波,赵焱飞,等.改进麻雀搜索算法下无人机逆向飞行冲突解脱研究[J].中国安全科学学报,2026,36(5):122-130.

英文引用格式:Zhang Jian, Zhang Yongbo, Zhao Yifei, et al. Conflict resolution for UAVs in head-on flight scenario based on improved sparrow search algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2026,36(5):122-130.

# 改进麻雀搜索算法下无人机逆向飞行 冲突解脱研究\*

张健<sup>1,2</sup>副教授,张永波<sup>1</sup>,赵焱飞<sup>\*\*1</sup>教授,卢飞<sup>1</sup>副教授,方静楠<sup>1</sup>

(1 中国民航大学 空中交通管理学院,天津 300300; 2 中国民航大学 科技创新研究院,天津 300300)

中图分类号:X949;V355

文献标志码:A

DOI:10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.05.1015

基金项目:国家自然科学基金资助(52272356);民航航班广域监视与安全管控技术重点实验室开放基金资助(GY202507)。

**【摘要】**为解决高风险逆向飞行冲突下解脱路径规划问题,综合考虑路径和转角、障碍物、安全间隔等多要素,构建基于最低能耗的无人机(UAV)解脱路径模型。通过改进混沌映射、黄金正弦策略以及跟随者位置更新策略,提出多策略融合的改进麻雀搜索算法;基于8个标准测试函数,将新算法与其他3种群智能算法进行运算比较,证明新算法的有效性;针对飞行冲突解脱问题,构造多机冲突场景和级联冲突场景,并运用4种算法进行多次试验,从收敛性能和运行时间2方面比对。结果表明:改进算法在4机逆向飞行冲突场景下的适应度和用时分别为8.86、4.06 s,在3机级联冲突场景下的适应度和用时分别为1.26、3.03 s,均为最优值。研究成果在解决复杂冲突问题中,兼顾计算效率与精度,可为多机逆向飞行冲突解脱快速规划路径。

**【关键词】** 麻雀搜索算法(SSA); 无人机(UAV); 逆向飞行冲突; 冲突解脱; 路径规划

## Conflict resolution for UAVs in head-on flight scenario based on improved sparrow search algorithm

Zhang Jian<sup>1,2</sup>, Zhang Yongbo<sup>1</sup>, Zhao Yifei<sup>1</sup>, Lu Fei<sup>1</sup>, Fang Jingnan<sup>1</sup>

(1 School of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300;

2 Institute of Science and Technology Innovation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300)

**Abstract:** Focusing on the path planning problem for the resolution of high-risk head-on flight conflicts, a UAV resolution path model based on minimum energy consumption was proposed. Multiple factors, such as paths and turns, obstacles, and safety separation, were comprehensively considered in this model. In the model solution, an improved SSA with multi-strategy integration was proposed by improving the chaotic mapping, the golden sine and the follower position update strategy. Its effectiveness was demonstrated by comparing it against 3 other mainstream swarm-intelligence algorithms on 8 standard benchmark functions. For the issue of flight conflict resolution, multi-aircraft conflict scenarios and reduced conflict scenarios were constructed, and 4 algorithms were applied for multiple trials. The comparison was made from two aspects: convergence performance and running time. Simulation results show that, in 4-UAV head-on

\* 文章编号:1003-3033(2026)05-0122-09; 收稿日期:2025-12-10; 修稿日期:2026-03-12

\*\* 通信作者:赵焱飞(1971—),男,湖南常德人,博士,教授,主要从事空中交通管理、空域融合运行安全与效率研究。E-mail: yfzhao@cauc.edu.cn。

conflicts scenario, a fitness of 8.86 with a runtime of 4.06 s are achieved by the improved algorithm, while a fitness of 1.26 and a runtime of 3.03 s are obtained in the 3-UAV induced-conflict scenario. All results are optimal, indicating that reasonable resolution paths for head-on conflicts among multiple UAVs can be rapidly provided by the proposed approach. When dealing with complex conflict problems, both computational efficiency and accuracy are taken into account. The new algorithm can quickly plan paths for the resolution of multi-machine head on flight conflicts.

**Keywords:** sparrow search algorithm (SSA); unmanned aerial vehicles (UAV); head-on flight conflicts; conflict resolution; path planning

## 0 引言

随着无人机(Unmanned Aerial Vehicles, UAV)技术的快速发展,无人机运行数量呈指数级增长。然而,这种迅猛发展也带来低空飞行的巨大风险,确保无人机在有限空域中保障多机协同的飞行安全与效率,成为低空交通管理中的关键研究课题。由于无人机在任务执行过程中机动灵活,但避撞能力薄弱,高密度运行下若缺乏自主解脱能力,极易触发飞行冲突。

当前,面向飞行冲突的解脱研究主要分为2类:基于传统算法的方法和基于群智能优化算法的方法。在传统算法方法方面,Jenie等<sup>[1]</sup>应用三维速度障碍法研究了无人机在非协作环境中的自主避撞。Cai Junling等<sup>[2]</sup>构建了混合整数非线性规划模型,通过调整速度或高度实现冲突解脱。Eulalia等<sup>[3]</sup>提出一种考虑风速不确定性的航空器冲突探测和解脱方法。岳仁田等<sup>[4]</sup>提出一种基于几何关系的无人机低空飞行冲突探测与解脱策略。

群智能优化算法因其全局搜索能力强、鲁棒性好,近年来被越来越多的学者用于航空器冲突解脱路径的优化研究。岳仁田等<sup>[5]</sup>利用智能算法预测航迹,基于速度障碍法生成解脱策略。钱晓鹏等<sup>[6]</sup>使用智能体技术结合改进遗传算法优化了冲突解脱路径。谢华等<sup>[7]</sup>针对城市低空复杂环境中的无人机飞行安全问题,提出一种基于冲突风险地图的三维路径规划方法。孙淑光等<sup>[8]</sup>结合最接近点时间和相对距离的算法,提出一种基于遗传算法的无人机冲突检测与避撞策略。Chen Yutong等<sup>[9]</sup>引入一种基于概率的网格占用模型,解决了快速无冲突路径重新规划问题。赵巍飞等<sup>[10]</sup>在基于改进智能算法构建路径规划模型中,考虑了城市风场对路径的影响。综上所述:传统算法研究基于2机几何关系进行冲突预测并给出避撞策略,然而,解脱过程仅面向冲突本身,没有一体化考虑解脱后无人机归航和

路径规划,现实适用范围窄;已有群智能算法解脱对象多为两两航空器冲突的路径规划,未充分考虑解脱过程中诱发的级联冲突解脱问题,且解脱过程没有考虑所需安全间隔。

鉴于此,笔者拟综合考虑路径和转角、障碍物、安全间隔等要素,构建基于最低能耗的无人机解脱路径模型,通过改进混沌映射、黄金正弦策略和跟随者位置更新策略,提出多策略融合的优化算法,以期多机逆向飞行冲突快速提供解脱路径,实现高安全、高效率、高容量的低空空域资源配置方案。

## 1 无人机逆向飞行冲突解脱模型

结合实际飞行,综合考虑路径长度、转角大小、障碍物约束和安全间隔约束等要素,构建无人机逆向飞行冲突下解脱路径规划模型。其中,障碍物和安全间隔约束以惩罚函数形式计入总目标。

### 1.1 路径和转角能耗

基于路径长度、转角大小构建路径和转角能耗函数,并借鉴刘喆<sup>[11]</sup>提出的无人机能耗与路径长度和转角大小的关系函数,构建逆向飞行能耗模型。

$$f_1 = 1\,000 \sum_{i=1}^N (E_1 + E_2) \quad (1)$$

$$E_1 = \lambda_1 l_i - \lambda_2 \quad (2)$$

$$E_2 = \lambda_3 \exp(\lambda_4 \alpha) \quad (3)$$

式中: $f_1$ 为路径和转角能耗,kWh; $E_1$ 为路径长度能耗,kWh; $E_2$ 为转角大小能耗,kWh; $N$ 为相邻航路点构成的航段总数; $l_i$ 为第*i*个航路点到第*i+1*个航路点的距离,m; $\lambda_1$ 为路径长度能耗系数,kWh/m,取 $5.968 \times 10^{-5}$ ; $\lambda_2$ 为路径长度能耗修正系数,kWh,取 $3.841 \times 10^{-5}$ ; $\lambda_3$ 为转角能耗系数,kWh,取 $1.461 \times 10^{-5}$ ; $\lambda_4$ 为转角能耗修正系数, $(^\circ)^{-1}$ ,取0.0323; $\alpha$ 为无人机转角, $(^\circ)$ 。实际飞行中无人机受到转角性能局限,不能超过最大转弯角。

### 1.2 障碍物约束

由于实际无人机飞行高度大多在120 m以下,

该空域内存在较多形状不一的障碍物,如高楼、信号塔、树木等。为保证运行安全,无人机运行需要与这些障碍物保持安全裕度 $s$ 。从水平维度将障碍物建模为等效圆,障碍物建模如图1所示。

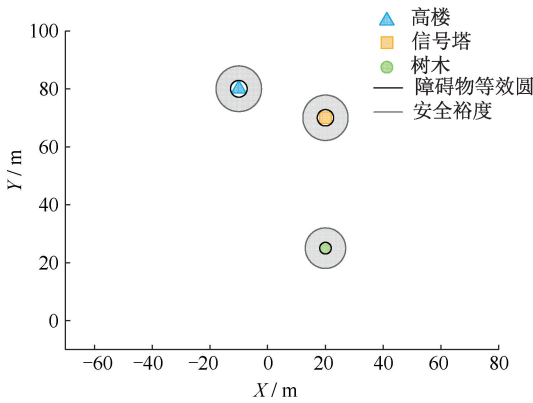


图1 障碍物建模

Fig.1 Obstacles modeling schematic diagram

障碍物能耗 $f_2$ 计算方式如下:

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_o)^2 + (y_i - y_o)^2} \quad (4)$$

式中: $d_i$ 为无人机 $i$ 距离障碍物 $o$ 几何中心的距离, $m$ ;  $x_i, y_i$ 为无人机坐标;  $x_o, y_o$ 为障碍物 $o$ 几何中心坐标。

$$f_2 = \begin{cases} 0, & d_i \geq r_o + s \\ \sigma_o, & d_i < r_o + s \end{cases} \quad (5)$$

式中: $f_2$ 为障碍物能耗代价, $kWh$ ;  $\sigma_o$ 为障碍物距离惩罚系数; $r_o$ 为障碍物等效圆半径, $m$ ;  $s$ 为安全裕度,取 $5\text{ m}$ 。

### 1.3 安全间隔约束

除了需要保持与障碍物距离,无人机相互之间间隔 $u_i$ 也必须始终大于等于安全间隔,即满足以下要求:

$$u_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (6)$$

$$u_{ij} \geq d_m + 2r \quad (7)$$

式中: $u_{ij}$ 为无人机 $i, j$ 相互之间间隔, $m$ ;  $x_i, x_j, y_i, y_j$ 分别为任意2架无人机 $i, j$ 同一时刻的坐标;  $d_m$ 为无人机安全间隔, $m$ ;  $r$ 为无人机半径, $m$ 。在安全间隔选取上,可基于前期研究<sup>[12]</sup>成果。此外,因冲突解脱造成与第3架无人机的距离小于安全间隔,也会引发违反安全间隔的惩罚函数。

$$f_3 = \begin{cases} 0, & u_i \geq d_m \\ \sigma_u, & u_i < d_m \end{cases} \quad (8)$$

式中: $f_3$ 为安全间隔能耗代价, $kWh$ ;  $\sigma_u$ 为无人机间隔惩罚系数。

### 1.4 总体目标函数

综合4种因素,最终得到总体目标函数 $F$ ,表达式如下:

$$\min F = \rho_1 \sum_{i=1}^n f_1 + \rho_2 \sum_{i=0}^{\tau_o} f_2 + \rho_3 \sum_{i=0}^{\tau_u} f_3 \quad (9)$$

$$\rho_1 + \rho_2 + \rho_3 = 1 \quad (10)$$

式中: $n$ 为无人机架数;  $\tau_o$ 为飞行过程中无人机不满足障碍物安全裕度的次数;  $\tau_u$ 为任意2架无人机违反安全间隔次数;  $\rho_1, \rho_2, \rho_3$ 分别为各函数权重。

为确保权重分配的科学与合理性,采用层次分析法对路径和转角能耗、障碍物能耗与安全间隔能耗进行两两比较与判断。 $\rho_1, \rho_2, \rho_3$ 计算结果分别为 $0.1, 0.25, 0.65$ ,  $CR = CI/RI = 0.037$ ,其中, $CR$ 为一致性比率(Consistency Ratio,  $CR$ ),  $CI$ 为一致性指标(Consistency Index,  $CI$ ),  $RI$ 为随机一致性指标(Random Index,  $RI$ )。 $CR < 0.1$ ,通过一致性检验。该结果表明:模型能够突出安全优先的原则。

## 2 多策略融合改进的SSA

### 2.1 SSA

传统麻雀搜索算法<sup>[13]</sup>(Sparrow Search Algorithm, SSA)是一种群智能优化算法,通过设置发现者、跟随者和警戒者,模拟麻雀觅食过程,探索优化问题的最优解。SSA算法中有发现者、跟随者以及警戒者。发现者是群体里能量最高的群体,用于寻找食物,为跟随者提供觅食方向,而警戒者是种群内意识到危险的群体,三者分别按照各自规则进行位置更新。

发现者的位置更新规则如下:

$$X_{s_i, s_j}^{t+1} = \begin{cases} X_{s_i, s_j}^t \times \exp\left(\frac{-s_i}{\xi \times M}\right), & R_1 < S_T \\ X_{s_i, s_j}^t + q \times L, & R_1 \geq S_T \end{cases} \quad (11)$$

式中: $t$ 为当前代数;  $X_{s_i, s_j}^{t+1}$ 为在 $t+1$ 代第 $s_i$ 只麻雀的适应值;  $M$ 为最大迭代数;  $\xi \in (0, 1)$ 为随机数;  $R_1$ 为警戒值;  $S_T$ 为种群安全阈值;  $q$ 为服从正态分布的随机数;  $L$ 为一个一行多维的矩阵,且元素均为1。

跟随者的位置更新规则如下:

$$X_{s_i, s_j}^{t+1} = \begin{cases} q \times \exp\left(\frac{X_w^t - X_{s_i, s_j}^t}{s_i^2}\right), & s_i > \frac{N_s}{2} \\ X_p^t + |X_{s_i, s_j}^t - X_p^t| \times A^+ \times L, & s_i \leq \frac{N_s}{2} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $X_p^t$  为被发现者占据的最佳位置;  $X_w^t$  为当前最差位置;  $N_s$  为种群个数;  $A$  为各元素为 1 或 -1 的一行多维矩阵,  $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

警戒者的位置更新规则如下:

$$X_{s_i,s_j}^{t+1} = \begin{cases} X_b^t + \eta \times |X_{s_i,s_j}^t - X_b^t|, & f_{s_i} > f_g \\ X_{s_i,s_j}^t + K \times \left( \frac{|X_{s_i,s_j}^t - X_w^t|}{(f_{s_i} - f_w) + \varepsilon} \right), & f_{s_i} \leq f_g \end{cases} \quad (13)$$

式中:  $X_b^t$  为当前全局最佳位置;  $\eta$  为步长控制参数, 服从正态分布;  $K \in (0,1)$  为随机数;  $f_{s_i}$  为当前麻雀的适应度;  $f_g$  和  $f_w$  为当前全局最佳适应度和最差适应度;  $\varepsilon$  为常数, 避免分母为 0。

2.2 改进策略

由于 SSA 算法在处理复杂问题时, 常出现收敛缓慢和局部最优等问题, 通过改进初始化种群、改进搜索者规则、改进跟随者规则, 提升算法的全局搜索能力与局部收敛速度。

2.2.1 初始种群均匀化策略

由于 SSA 产生的个体是随机生成的, 容易导致初始种群分布不均, 无法覆盖整个解空间, 而采用混沌映射可以使初始化种群较为均匀的覆盖整个解空间。考虑到智能优化算法对于计算效率的要求<sup>[14]</sup>, 采用 Circle 映射方法构建原始表达式:

$$x_{\varphi+1} = \text{mod}\left(x_{\varphi} + 0.2 - \frac{0.5}{2\pi}\sin(2\pi x_{\varphi}), 1\right) \quad (14)$$

式中  $\varphi$  为解维度, 为直观展示 Circle 映射, 最大取值 1 000。

图 2 为原始 Circle 映射的解维度分布, 图 3 为混沌值频率分布。可见: Circle 映射虽能覆盖整个解空间, 但混沌值主要集中于 [0.2, 0.5] 区间, 频率极差达 0.02, 仍存在分布不均的问题。

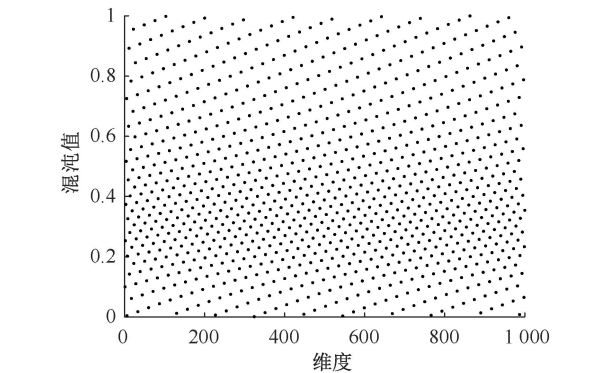


图 2 Circle 映射解维度分布  
Fig. 2 Distribution of Circle chaotic

为更好地探索解空间, 改进原始表达式, 如下:

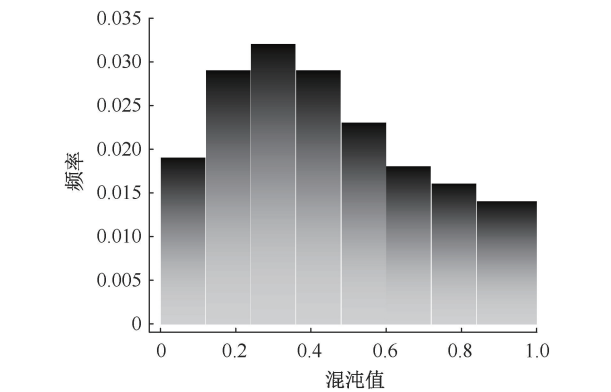


图 3 Circle 混沌值频率分布  
Fig. 3 Distribution frequency of Circle

$$x_{\varphi+1} = \text{mod}\left(x_{\varphi} + 0.83 - \frac{0.17}{4\pi}\sin(4\pi x_{\varphi}), 1\right) \quad (15)$$

改进后的 Circle 映射分布的解维度分布情况和各混沌值频率分别如图 4 和图 5 所示。相较于原始 Circle 混沌映射分布, 改进后的 Circle 混沌映射混沌值分布更加均匀, 频率极差为 0.006, 混沌值分布不均的问题得到改善。因此, 采用改进的 Circle 混沌映射初始化种群, 有利于探索整个解空间。

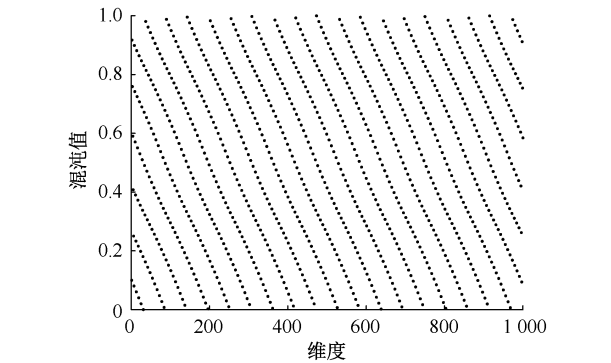


图 4 改进 Circle 映射解维度分布  
Fig. 4 Distribution of improved Circle chaotic

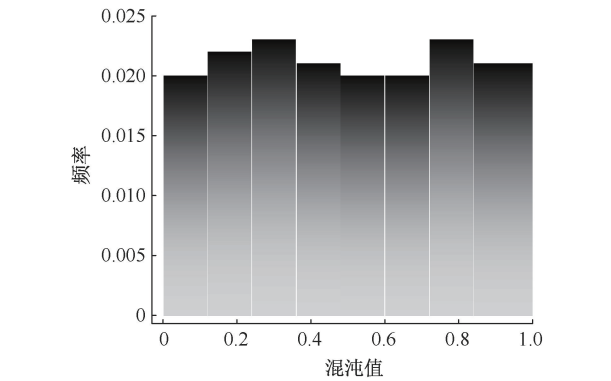


图 5 改进 Circle 混沌值频率分布  
Fig. 5 Distribution frequency of improved Circle

2.2.2 基于黄金正弦的发现者位置更新改进策略  
针对 SSA 在搜索后期由于种群中的个体都逐



渐逼近最优个体,群体多样性下降,容易陷入局部最优,采用黄金正弦策略<sup>[15]</sup>改进发现者群体更新规则。黄金正弦策略基于正弦函数与单位圆的几何关系,利用黄金分割系数遍历单位圆,使得每次迭代在逐步缩小搜索范围的同时,能够充分探索最优解区域。通过引入黄金正弦策略,确定发现者的位置更新规则为:

$$X_{s_i, s_j}^{t+1} = \begin{cases} X_{s_i, s_j}^t \times | \sin(r_1) | + r_2 \times \sin(r_1) \times \\ | g_1 X_{s_i, s_j}^t - g_2 X_{s_i, s_j}^t |, & R_1 < S_T \\ X_{s_i, s_j}^t + q \times L, & R_1 \geq S_T \end{cases} \quad (16)$$

式中: $r_1$  为  $[0, 2\pi]$  范围内的随机数; $r_2$  为  $[0, \pi]$  范围内的随机数; $g_1$  和  $g_2$  为黄金分割系数,其表达式为:

$$\begin{cases} g_1 = \alpha\rho + b(1 - \rho) \\ g_2 = a(1 - \rho) + b\rho \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\rho$  为黄金分割数,值为  $(\sqrt{5} - 1)/2$ ;  $a$ 、 $b$  分别为  $-\pi$  和  $\pi$ 。

### 2.2.3 基于 Levy 飞行的跟随者位置更新策略

Levy 飞行<sup>[16]</sup>是一种随机游走方式,其步长的概率分布为重尾分布。Levy 飞行包括长时间进行小步长游走,偶尔出现大步长 2 种游走方式,这种游走方式被称为“飞行”。将 Levy 飞行引入跟随者的位置更新公式,可保证在小步长时能够帮助算法进行局域搜索,大步长时能够扰动种群位置,提高算法跳出局部最优的能力,拥有更好的全局搜索能力。Levy 飞行公式表述如下:

$$s = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (18)$$

式中  $u$  和  $v$  为服从正态分布的变量,即  $u \sim N(0, \sigma_u^2)$ ,  $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ ,  $\sigma_u$  和  $\sigma_v$  定义为:

$$\begin{cases} \sigma_u = \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\pi\beta/2)}{2^{(\beta-1)/2} \Gamma[(1 + \beta)/2] \beta} \\ \sigma_v = 1 \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\Gamma$  为标准伽马函数; $\beta$  为 Levy 概率分布的指数参数,取 1.5。

### 2.3 算法性能测试

为验证改进算法的性能,将多策略融合的改进麻雀搜索算法 (Multi-strategy Sparrow Search Algorithm, MSSA) 与遗传算法 (Genetic Algorithm, GA), 粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO), SSA 在基准测试函数上进行比较,它们种群

数均设为 30,最大迭代次数均为 200 次,独立运行 30 次,分别统计各算法的最优值、平均值和标准差 3 项指标,综合衡量算法的寻优能力。

试验硬件环境为 Windows 11 (64bit),处理器为 AMD Ryzen 5 5500U,仿真平台为 Matlab R2024a。选取的 8 个标准测试函数中,前 2 个为单峰测试函数,中间 3 个为多峰测试函数,最后 3 个为固定维度多峰测试函数。

在单峰测试函数中, MSSA 表现出显著的收敛优势,其最优值和平均值均接近理论最优值,且标准差较小,说明 MSSA 在优化稳定性和精确性上占据优势。相比之下, SSA 也表现优异,但略逊于 MSSA,而 PSO 和 GA 的结果则差距明显。

在多峰测试函数中, MSSA 继续展现了强大的全局探索能力。在所有测试中, MSSA 的最优值均优于其他算法,并且其平均值也远低于 PSO 和 GA,体现出在复杂搜索空间中避免局部最优的能力。SSA 的表现与 MSSA 相近,但在部分函数上的稳定性略差。而 PSO 和 GA 表现较为一般。

对于固定维度多峰测试函数, MSSA 无论是最优值还是平均值, MSSA 均能达到或接近理论最优。SSA 在这类测试中的表现也很出色,接近 MSSA,但略显不足。而 PSO 和 GA 则表现出一定劣势,尤其是在复杂问题上,收敛结果不如 MSSA 和 SSA 理想。

整体来看, MSSA 在所有测试中表现均较为出色,能够更好地平衡收敛速度与全局探索能力,且稳定性高,适合处理各类复杂的优化问题。

## 3 基于改航的冲突解脱算法

### 3.1 冲突解脱策略

分析逆向飞行冲突问题,设定一个无人机集群,飞行监控平台通过实时汇总并分析各无人机的速度、位置和航向等信息。当系统检测到存在潜在冲突时,向冲突无人机下达改航指令,动态修正飞行路径,实现有效的冲突规避。

需要指出的是,为提升解脱效率,将解脱过程离散化,并设定每步解脱步长均为 2 m,即确保冲突无人机保持相同速度解脱。此外,考虑到实际转角限制,航向的调整可以在当前无人机前进方向上,每个步长实现角度集合中的特定选项 (右转 60°、右转 30°、不调整、左转 30°、左转 60°),因此解脱策略面向旋翼式无人机。图 6 为冲突解脱运行示意图。

### 3.2 非均匀有理 B 样条路径平滑处理

在实际无人机飞行任务中,路径连续性和平滑

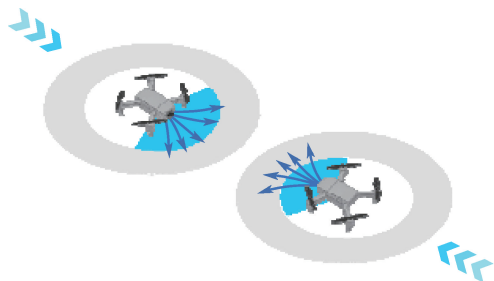


图 6 冲突解脱  
Fig. 6 Conflict resolution

性对飞行控制的稳定性和执行效率具有重要影响。然而,所生成的路径由一系列离散轨迹点组成,若直接用于控制系统,容易导致路径不连贯、转向突变等问题。为此,提出一种基于自适应权重非均匀有理 B 样条曲线路径平滑处理方法。该方法通过局部几何分析离散路径点,自适应调整每个航路点的权重,生成连续平滑的飞行轨迹。

非均匀有理 B 样条曲线<sup>[17]</sup>是一种高灵活度的参数化曲线建模方法,其表达式如下:

$$C(e) = \frac{\sum_{z=0}^{N_n} w_z P_z N_{z,k}(e)}{\sum_{z=0}^{N_n} w_z N_{z,k}(e)} \tag{20}$$

式中: $C(e)$ 为参数  $e$  的位置; $P_z$  为控制点; $w_z$  为控制点权重; $N_{z,k}(e)$  为第  $z$  个  $k$  次 B 样条基函数; $N_n$  为控制点总个数。

为充分发挥非均匀有理 B 样条曲线的局部控制能力,根据路径的局部曲率自适应分配控制点权重。曲率越大,表示路径变化越剧烈,需要更强拟合能力;曲率越小,表明路径较为平滑,可赋予较低权重以保持整体光滑性。采用 3 点夹角法估算控制点的离散曲率。应用连续 3 个路径点  $P_{z-1}, P_z, P_{z+1}$  数据,计算曲率  $k_z$  的步骤为:

$$\mathbf{v}_{z-1} = P_z - P_{z-1} \tag{21}$$

$$\mathbf{v}_z = P_{z+1} - P_z \tag{22}$$

$$\cos(\theta_z) = \frac{|\mathbf{v}_{z-1} \cdot \mathbf{v}_z|}{|\mathbf{v}_{z-1}| \cdot |\mathbf{v}_z|} \tag{23}$$

$$k_z = \frac{2 \cdot \sin(\theta_z)}{|P_{z+1} - P_{z-1}|} \tag{24}$$

式中: $\mathbf{v}_{z-1}$  为从路径点  $P_{z-1}$  指向路径点  $P_z$  的向量; $\mathbf{v}_z$  为从路径点  $P_i$  指向路径点  $P_{z+1}$  的向量; $\theta_z$  为  $\mathbf{v}_{z-1}$  与  $\mathbf{v}_z$  之间的夹角。

根据计算得到的曲率值,使用线性归一化策略将其映射到指定权重区 $[w_a, w_c]$ :

$$w_z = w_a + (w_c - w_a) \cdot \frac{k_z - k_a}{k_c - k_a + \varepsilon} \tag{25}$$

式中  $\varepsilon$  为微小常数,避免分母为 0。 $k_a$  和  $k_c$  分别为  $k_z$  的最小值和最大值。取  $w_a = 1, w_c = 3$ ,以在保证整体连续性基础上突出高曲率区的拟合能力。

4 逆向飞行冲突解脱仿真与分析

4.1 参数设置

无人机活动区域为 100 m×100 m,无人机从指定点出发,当无人机距终点小于步长时,认为到达终点,各参数设置见表 1。针对飞行冲突解脱问题,构造多机冲突场景和级联冲突场景,并运用 4 种算法分别重复 200 次试验,统计分析收敛性能和运行时间 2 方面,对比 4 种智能优化算法的性能。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameter

| 参数        | 数值         | 参数         | 数值              |
|-----------|------------|------------|-----------------|
| 最大转弯角/(°) | 60         | 距离惩罚系数     | 10 <sup>5</sup> |
| 无人机步长/m   | 2          | 间隔惩罚系数     | 10 <sup>5</sup> |
| 安全间隔/m    | 20         | 解脱速度/(m/s) | 2               |
| 无人机 1 起点  | (0, 0)     | 无人机 1 终点   | (0, 100)        |
| 无人机 2 起点  | (0, 100)   | 无人机 2 终点   | (0, 0)          |
| 无人机 3 起点  | (-50, 50)  | 无人机 3 终点   | (50, 50)        |
| 无人机 4 起点  | (50, 50)   | 无人机 4 终点   | (-50, 50)       |
| 无人机 5 起点  | (-40, 100) | 无人机 5 终点   | (-40, 0)        |

4.2 4 机逆向飞行冲突解脱

设定 4 机两两逆向飞行冲突场景,以 MSSA 算法为例展示冲突解脱路径效果,如图 7 所示。该冲突场景下,无人机 1—4 均为同航线逆向飞行(具体起止坐标见表 1)。伴随飞行进程,2 对无人机内部均触发飞行冲突,并分别基于解脱模型和 MSSA 算法实施解脱路径规划。此外,解脱过程触发 2 对无人机之间的飞行冲突,具体体现在无人机 1 和 4、无人机 2 和 3 之间飞行冲突。综合考虑障碍物约束,以及两两无人机之间所需安全间隔,规划了 4 机飞行冲突的完整解脱路径。

图 8 为 4 机冲突解脱的收敛曲线,由图中曲线可知:在收敛性能方面,PSO、GA、SSA 与 MSSA 的最终适应度分别为 22.49、20.81、14.51、8.86。其中,MSSA 最快收敛至最优解,兼具更强的全局搜索能力与更高的收敛速度。SSA 具备一定优化能力,但收敛较慢、最终效果不及 MSSA,PSO 与 GA。在计算效率方面,4 种算法运行时间中位数分别为 5.14、

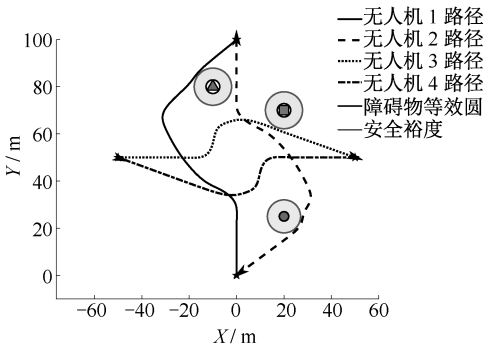


图7 4机冲突解脱策略

Fig. 7 4-UAV conflict resolution strategy

6.34、5.38、4.06 s,其中MSSA用时最短。通过图9的4机冲突解脱效率图可知:MSSA的时间波动最小,说明其不仅效率最高且稳定性最好,PSO、SSA、GA耗时较长且稳定性较差。

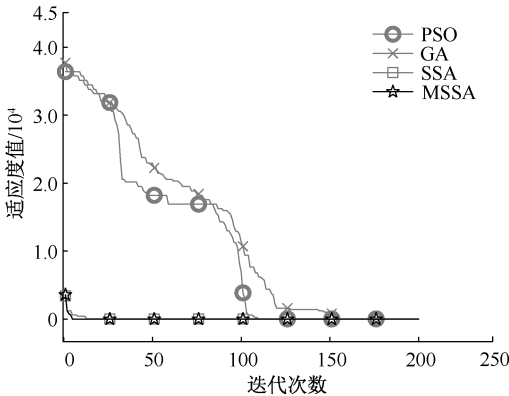


图8 4机冲突解脱收敛曲线

Fig. 8 Curve of 4-UAV conflict resolution

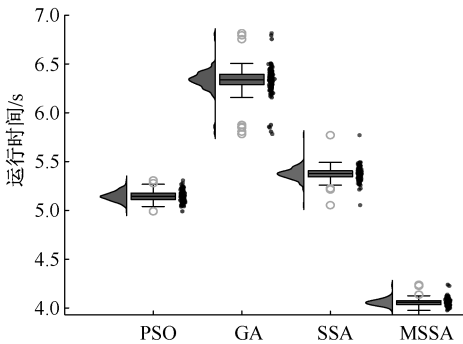


图9 4机冲突解脱计算效率

Fig. 9 Computational efficiency in 4-UAV

### 4.3 级联冲突解脱

为进一步验证在级联冲突场景下算法的解脱效果,设定因2机冲突解脱引发的与第3机的级联冲突场景,并成功实现级联冲突快速解脱。

该冲突场景下,无人机1和无人机2为同航线

逆向飞行,无人机2和无人机5为保持安全间隔下实施平行向南飞行(具体起止坐标见表1)。可知:初始运行时,无人机1和2存在逆向飞行冲突,而无人机2和5不存在飞行冲突。伴随飞行进程,无人机1和2触发逆向冲突并启动改航解脱,无人机2偏离原路径并诱发与无人机5的级联冲突。基于解脱模型和MSSA算法,快速生成第1组飞行冲突的解脱路径,同时生成第2组级联冲突的解脱路径,具体如图10所示。

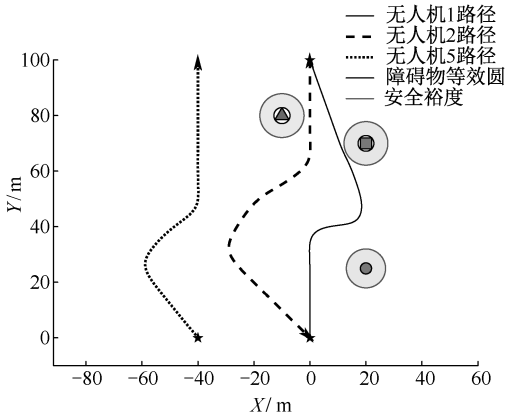


图10 3机级联冲突解脱策略

Fig. 10 Effect diagram of 3-UAV induced conflict resolution strategy

图11为级联冲突解脱的收敛曲线,由图中曲线可知:在收敛性能方面,PSO,GA,SSA与MSSA的最终适应度分别为1.54、1.84、1.92、1.26。与4机逆向飞行场景一致,MSSA算法快速收敛,并在迭代过程中保持高稳定性。SSA与GA虽具备优化能力,但初始解质量与收敛速度均不及MSSA,PSO表现最差。在运行时间方面,4种算法运行时间中位数分别为3.21、3.82、3.17、3.03 s。通过图12的级联冲突解脱效率图可知;MSSA的时间波动范围最小,

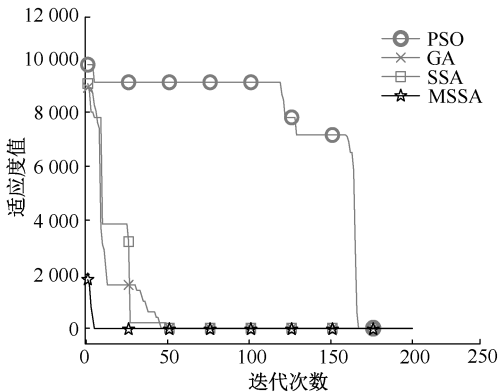


图11 级联冲突解脱曲线

Fig. 11 Curve of induced conflict resolution

运行稳定性最佳;其他 3 种算法波动更大,运行时间也略长。

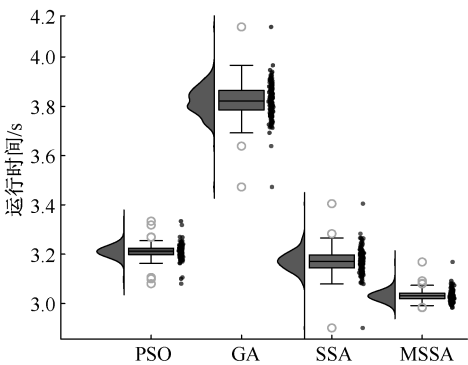


图 12 级联冲突解脱效率

Fig. 12 Efficiency in induced conflict resolution

5 结 论

- 1) 文中提出的改进 SSA,能够通过优化种群结构,增强算法全局搜索能力与局部扰动性能,解决复杂冲突问题的效率与求解精度得到提升。
- 2) 设计多个逆向飞行冲突场景,对多机冲突和级联冲突解脱进行仿真运行,应用文中提出的改进算法在 4 机逆向飞行冲突场景下的适应度和用时分别为 8.86、4.06 s,在 3 机级联冲突场景下的适应度和用时分别为 1.26、3.03 s,均为最优值,验证了新算法快速生成解脱路径的可行性。
- 3) 构建的基于最低能耗的无人机解脱路径模型,可为多机逆向飞行冲突快速提供解脱,实现高安全、高效率、高容量的低空空域资源配置方案。

参 考 文 献

[1] Jenie Y I, Kampen E J, Visser C C, et al. Three-dimensional velocity obstacle method for uncoordinated avoidance maneuvers of unmanned aerial vehicles [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2016, 39 (10): 2 312-2 323.

[2] Cai Junling, Zhang Ning. Mixed integer nonlinear programming for aircraft conflict avoidance by applying velocity and altitude changes[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44(10): 8 893-8 903.

[3] Eulalia H, Valenzuela A, Damián R. Probabilistic multi-aircraft conflict detection and resolution considering wind forecast uncertainty[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 105:DOI:10. 1016/j. ast. 2020. 105973.

[4] 岳仁田,马赵飞. 基于几何关系的无人机低空飞行冲突探测与解脱策略[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(5): 112-120.

Yue Rentian, Ma Zhaofei. Detection and resolution strategy of UAV low-altitude conflict based on geometric relations[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(5): 112-120.

[5] 岳仁田,牛萌. 大型固定翼无人机与有人机冲突探测方法与解脱策略[J]. 中国安全生产科学技术, 2025, 21(5): 70-78.

Yue Rentian, Niu Meng. Conflict detection method and resolution strategies for large fixed-wing UAV and manned aircraft[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2025, 21(5): 70-78.

[6] 钱晓鹏,张洪海,田宇,等. 基于核仁解的低空无人机协作冲突解脱算法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2020, 44(4): 676-681.

Qian Xiaopeng, Zhang Honghai, Tian Yu, et al. Cooperative conflict resolution algorithm for low-altitude drone based on nucleolus[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2020, 44(4): 676-681.

[7] 谢华,苏方正,尹嘉男,等. 低空无人机飞行冲突分类探测与差异解脱方法研究[J]. 安全与环境学报, 2023, 23(9): 3 131-3 142.

Xie Hua, Su Fangzheng, Yin Jianan, et al. Research on classified detection and differential resolution method for UAV flight conflicts in low altitude airspace[J]. Journal of Safety and Environment, 2023, 23 (9): 3 131-3 142.

[8] 孙淑光,党杉. 基于遗传算法的无人机最优避撞路径研究[J]. 电光与控制, 2023, 30(8): 56-60.

Sun Shuguang, Dang Shan. Optimal collision avoidance path of UAVs based on genetic algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(8): 56-60.

[9] Chen Yutong, Yan Xu, Yang Lei, et al. In-flight fast conflict-free trajectory re-planning considering UAV position uncertainty and energy consumption[J]. Transportation Research Part C, 2025:DOI:10. 1016/J. TRC. 2024. 104988.



[10] 赵巍飞,谷瑞嘉,任新惠. 考虑城市低空风场的小型无人机路径规划方法[J/OL]. 北京航空航天大学学报,2024: 1-14. [2024-07-23]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2625.v.20240722.1809.002>.  
Zhao Yifei, Gu Ruijia, Ren Xinhui. Method for small unmanned aerial vehicles path planning considering urban low altitude wind fields[J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024: 1-14. [2024-07-23]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2625.v.20240722.1809.002>.

[11] 刘喆. 基于改进麻雀搜索算法的能耗预测无人机路径规划研究[D]. 济南:山东大学, 2023.  
Liu Zhe. Energy consumpyion predicton for path planning of UAV based on improved Sparrow search algorithm[D]. Ji'nan:Shandong University, 2023.

[12] 张健,赵巍飞,卢飞,等. 基于 Event 模型的城市物流无人机同高度交叉运行间隔研究[J]. 中国安全科学学报, 2025,35(5):99-105.  
Zhang Jian,Zhao Yifei,Lu Fei,et al. Research on crossing operation separation of urban logistics UAVs at same altitude based on Event model[J]. China Safety Science Journal, 2025,35(5): 99-105.

[13] Xue Jiankai, Shen Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering,2020,8(1):22-34.

[14] 张达敏,徐航,王依柔,等. 嵌入 Circle 映射和逐维小孔成像反向学习的鲸鱼优化算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(5): 1 173-1 180.  
Zhang Damin,Xu Hang,Wang Yirou,et al,Whale optimization algorithm for embedded Circle mapping and onedimensional oppositional learning based small hole imaging[J]. Control and Decision, 2021, 36(5): 1 173-1 180.

[15] Tanyildizi E, Demir G. Golden sine algorithm: a novel math-inspired algorithm[J]. Advances in Electrical and Computer Engineering, 2017, 17(2):71-78.

[16] Hüseyin H, Harun U. A novel particle swarm optimization algorithm with levy flight[J]. Applied Soft Computing Journal, 2014, 23(12):333-345.

[17] Piegl L,Tiller W. The NURBS book[M]. Berlin:Springer,1997: 12-30.

**作者简介:** 张健 (1982—),男,河北廊坊人,博士,副教授,主要从事空中交通管理、无人运行安全评估研究。E-mail:zhangjian@cauc.edu.cn。

