

中文引用格式:魏明,高安明,张霄霄. 求解航空器雷雨改航路径规划模型的改进蜣螂优化算法[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(12):44-52.

英文引用格式:WEI Ming, GAO Anming, ZHANG Xiaoxiao. Improved dung beetle optimizer algorithm for solving aircraft rerouting route planning under thunderstorm conditions[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(12): 44-52.

求解航空器雷雨改航路径规划模型的 改进蜣螂优化算法*

魏明^{1,2,3}教授, 高安明¹, 张霄霄²副研究员

(1 中国民航大学 空中交通管理学院, 天津 300300; 2 北京航空航天大学 空地一体新航行系统技术全国重点实验室, 北京 100191; 3 中国民航科学技术研究院 民航航空公司智慧运控工程技术研究中心, 北京 100028)

中图分类号:X949

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.12.0263

基金项目:国家自然科学基金民航联合基金重点项目资助(U2333206); 天津市自然科学基金资助(20YJCZH176); 空地一体新航行系统技术全国重点实验室开放课题(2024B32); 民航航空公司智慧运控工程技术研究中心开放课题(2024-001)。

【摘要】 为提高航班在雷雨天气下绕飞改航的安全性和正常率, 首先, 将空域网格化, 考虑气象规避区、航空器性能、油耗等因素, 根据航空器的起讫点和出发时间建立一种考虑多重安全因素的航空器雷雨绕飞改航路径规划(ARRPTC)模型, 确定航空器在起点的空中盘旋等待时间及起讫点之间的绕飞路径, 追求总飞行时间最少; 其次, 根据问题特征, 设计求解该问题的多策略改进蜣螂优化算法(MSDBO), 提高算法收敛速度与精度, 避免算法陷入局部最优; 然后, 对比MSDBO与其他4种群体智能算法在6个基准测试函数上的性能, 验证改进策略的有效性; 最后, 以某航空器真实雷雨绕飞为例进行仿真试验。结果表明: 该模型相较于传统模型绕飞时间和距离分别减少52.3%和53.0%, 总飞行时间和距离分别减少16.5%和14.3%, 飞行油耗减少13.6%。与其他4种群体智能算法相比, MSDBO拥有更快的收敛速度、更好的全局探索和局部开发能力; MSDBO在航空器ARRPTC模型中能够求解出更好的飞行航迹, 显著提高航班绕飞改航效率; 随着雷雨安全阈值和颠簸系数阈值逐渐减小, 航空器绕飞路径航程会有所增加。

【关键词】 航空器雷雨绕飞改航路径规划(ARRPTC); 蜣螂优化算法(DBO); 螺旋搜索; 群体智能; 混合分布扰动

Improved dung beetle optimizer algorithm for solving aircraft rerouting route planning under thunderstorm conditions

WEI Ming^{1,2,3}, GAO Anming¹, ZHANG Xiaoxiao²

(1 College of Air Traffic Management, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
2 State Key Laboratory of CNS/ATM, Beihang University, Beijing 100191, China;
3 Engineering Research Center for Intelligent Operation Control of Civil Aviation Airlines,
China Academy of Civil Aviation Science and Technology, Beijing 100028, China)

Abstract: To enhance the safety and on-time performance of flight rerouting under thunderstorm conditions, the airspace was first discretized into grids. Considering meteorological avoidance zones, aircraft performance, and fuel consumption, an ARRPTC model incorporating multiple safety factors was established based on the aircraft's origin, destination, and departure time. The model determined both the aircraft's airborne holding time at the departure point and its optimal rerouting path, with the objective of minimizing the total flight time. Subsequently, a multi-strategy improved DBO (MSDBO) was designed according to the problem characteristics to improve convergence speed and accuracy while avoiding premature convergence of the algorithm. The performance of the proposed MSDBO was then compared with four other swarm intelligence algorithms by means of six benchmark test functions to verify the effectiveness of the improvement strategies. Finally, a case study based on an actual aircraft rerouting scenario under thunderstorm conditions was conducted. The results indicate that, compared with traditional models, the proposed ARRPTC model reduces the detour time and distance by 52.3% and 53.0%, respectively, while the total flight time and distance decrease by 16.5% and 14.3%, and fuel consumption is reduced by 13.6%. Compared with the other four swarm intelligence algorithms, MSDBO demonstrates faster convergence, stronger global exploration, and superior local exploitation capabilities. In the ARRPTC model, MSDBO can obtain more optimal flight trajectories, significantly improving the efficiency of flight rerouting. Furthermore, as the thunderstorm safety threshold and turbulence coefficient threshold decrease, the total rerouting distance tends to increase.

Keywords: aircraft rerouting route planning under thunderstorm conditions (ARRPTC); dung beetle optimizer (DBO); spiral search; swarm intelligence; mixed distribution perturbation

0 引 言

雷雨等强对流天气是干扰航班飞行安全及影响航班正常率的主要原因之一。当雷雨天气发生在航空器飞行路径上时,需要根据雷雨天气的时空分布考虑航空器飞行性能等现实约束,进行合理绕飞改航以避免气象规避区,减少雷雨天气对安全飞行的影响。显然,影响航空器雷雨绕飞路径的因素众多,涉及空域结构、气象预报、管制、航司等,计算过程复杂、工作量大,通过人工计算航空器雷雨绕飞路径费时费力且容易出错。因此,借助大数据和人工智能技术,亟需开展航空器雷雨绕飞改航路径规划(Aircraft Rerouting Route Planning under Thunderstorm Conditions, ARRPTC)的自动生成技术研究^[1-2]。

目前,ARRPTC 已经引起国内外学者的广泛关注。部分学者基于运筹优化思路,在雷雨空域二维^[1,3-10]、三维^[2]网格化基础上生成不同调度目标(如里程、飞行时间和油耗)和现实约束(如航空器性能、气象规避区的形状、大小和范围等)下的改航路径。在此基础上,将其进一步分为单^[1-5,8-10]和多航空器 ARRPTC^[6-7],其中,前者研究相对成熟;后者较为鲜见,仅向征^[6]和朱承元^[7]等明确了雷暴危

险区对多架航空器同时飞行过程中的安全威胁,提出了基于冲突避让的绕飞雷暴危险区的多架航空器改航路径规划模型。以上研究主要集中在静态、确定环境的 ARRPTC^[1-7,10],少数研究关注动态、不确定 ARRPTC^[8-9],其场景通常为航空器巡航飞行过程中的改航问题^[1-9],少数探讨雷雨天气下的多航班备降动态航路调整方案^[10]。ARRPTC 求解算法一般分为精确解算法^[3]、启发式算法(如 A* 算法^[4,10]、人工势场法^[5-6]等)、各种群体智能算法(如蚁群算法^[6,8]、粒子群算法^[7]、灰狼算法^[10]等),但仍存在以下问题:①虽然现有研究考虑油耗、飞机性能(转弯角限制等)、限制空域(禁飞空域、气象规避区、动态管制区)、时间窗等因素对航空器雷雨绕飞路径的影响,但集成上述全部因素的研究较少;②忽略了航空器在出发点处盘旋等待可缩短绕飞改航的距离,现有研究鲜有同时协调两者的情况。

综上所述,笔者拟提出考虑多重安全因素 ARRPTC 模型,设计求解该问题的多策略蜣螂优化(Multi-Strategy Dung Beetle Optimizer, MSDBO)算法,以某真实 ARRPTC 为例,计算最佳绕飞改航方案,并进行模型灵敏度分析,以期验证模型和算法的可行性,更好地保障航空器绕飞改航过程安全。

1 ARRPTC 的问题描述和数学模型

将空域网格化,根据航空气象部门的卫星云图,获取每个网格的气象雷达反射率数据,估算其颠簸系数。针对不同强对流天气影响航空器飞行安全的雷达反射率阈值,计算任意网格的通行状态,确定气象规避区;同时,考虑航空器通过网格的时间,确定禁飞时间窗,获得动态管制区。根据航空器的起讫点和出发时间考虑禁飞空域、气象规避区、动态管制区等,在满足飞机性能、颠簸系数、油耗等现实约束基础上,生成一条最佳雷雨绕飞改航路径,并计算航空器在起点处的空中盘旋等待时间,追求总飞行时间最少。ARRPTC 模型假设如下:①航空器沿网格中心进行平面绕飞雷雨区;②获取网格的雷雨气象和颠簸程度数据;③获取网格的动态管制时间窗信息。

建立 ARRPTC 的混合整数规划模型,目标函数为极小化航空器的总飞行时间,包括航空器在起点的盘旋时间和绕飞改航时间,见下式:

$$\min f = \sum_{i,j \in E} x_{ij} \cdot \frac{d_{ij}}{v} + \Delta T \quad (1)$$

式中: f 为航空器总飞行时间目标函数; E 为相邻网络的航段集合; x_{ij} 为航空器是否途经网格 i 和 j ; d_{ij} 为网格 i 和 j 之间的飞行距离,km; v 为航空器的速度,km/h; ΔT 为航空器在起点处的盘旋等待时间, $\min, x_{ij}$ 和 ΔT 为决策变量。航空器绕飞路径与网格之间的网络流约束见下式:

$$\sum_{j \in A} x_{ij} - \sum_{j \in A} x_{ji} = \begin{cases} 1, i = s \\ -1, i = e \\ 0, i \neq s, e \in A \end{cases} \quad (2)$$

式中: s 和 e 分别为航空器起讫点; A 为全部网络的航段集合。航空器访问相邻网络的到达时间关系见下式:

$$t_i + \frac{d_{ij}}{v} + (1 - x_{ij}) \cdot M \geq t_j, i, j \in E \quad (3)$$

$$t_i + \frac{d_{ij}}{v} + (1 - x_{ij}) \cdot M \leq t_j, i, j \in E \quad (4)$$

式中: t_i 为航空器途经网格 i 的时间, $\min; M$ 为固定常数。航空器在出发点处的盘旋时间约束见下式:

$$t_s = t_s + \Delta T \quad (5)$$

$$\Delta T \geq T_0 \quad (6)$$

式中 t_s 为航空器出发时间, $\min$ 。航空器途经网格的可行时间窗约束见下式:

$$st_i^h \leq t_i \leq et_i^h, i \in A, h \in H \quad (7)$$

式中: h 为网格 i 的可通行时间窗, $\min; H$ 为时间窗集合。航空器的飞行燃油消耗阈值约束见下式:

$$c_1 \cdot \sum_{i,j \in E} x_{ij} \cdot \frac{d_{ij}}{v} + c_2 \cdot \Delta T \leq r_o \quad (8)$$

式中: c_1 和 c_2 为航空器盘旋等待和雷雨绕飞的油耗系数,kg/h; r_o 为剩余油量,kg。航空器途经相邻航段的夹角应满足飞机本身性能限制,见下式:

$$\arccos\left(\frac{A_{ki} \cdot B_{ij}}{|A_{ki}| \cdot |B_{ij}|}\right) - (2 - x_{ki} - x_{ij}) \cdot M \leq \theta \quad (9)$$

式中: A_{ki} 和 B_{ij} 为共享网络 i 的相邻航段; θ 为航空器水平方向最大转向角。航空器途经的网格不能是危险气象规避、颠簸和障碍物区域,约束见下式:

$$b_i \cdot \sum_{j \in A} x_{ij} \leq Q \quad (10)$$

$$g_i \cdot \sum_{i \in A} x_{ij} \leq G \quad (11)$$

$$\sum_{j \in A} x_{ij} \leq 1 - z_i \quad (12)$$

式中: b_i, g_i 和 z_i 分别为网格 i 的气象雷达反射率、颠簸系数和障碍物标志; Q 为雷暴安全阈值上限,dBz; G 为颠簸系数上限。决策变量取值范围为:

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \Delta T \in Z^+ \quad (13)$$

2 求解 ARRPTC 模型的 MSDBO 算法设计

标准蜣螂优化算法^[11] (Dung Beetle Optimizer, DBO) 是一种受蜣螂种群自然行为的启发而设计的群体智能优化算法,通过模拟滚球、觅食、繁育和偷窃 4 种不同生物行为的子种群协同作用,在优化问题的解空间内高效搜索最优解。

2.1 改进 DBO 的多策略融合机制

2.1.1 混沌折射初始化种群

标准 DBO 通常以随机的方式初始化蜣螂种群,无法充分遍历问题解空间。为提高 DBO 的全局探索性能,引入 Piecewise 混沌映射^[12],使蜣螂种群初始位置分布更加均匀。Piecewise 混沌映射见下式:

$$X_i(y+1) = \begin{cases} \frac{X_i(y)}{a}, & 0 \leq X_i(y) < a \\ \frac{X_i(y) - a}{0.5 - a}, & a \leq X_i(y) < 0.5 \\ \frac{1 - a - X_i(y)}{0.5 - a}, & 0.5 \leq X_i(y) < 1 - a \\ \frac{1 - X_i(y)}{a}, & 1 - a \leq X_i(y) < 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中: y 为当前迭代次数; $\mathbf{X}_i(y)$ 为第 y 次迭代时第 i 只蜣螂的位置信息; a 为控制混沌程度的参数, 一般取 0.35。在得到 Piecewise 混沌映射序列后, 将其映射到解空间, 利用折射函数进行反向学习, 折射函数见下式:

$$\mathbf{X}_i(y+1) = \frac{\mathbf{L}_b + \mathbf{U}_b}{2} + \frac{\mathbf{L}_b + \mathbf{U}_b}{2R} - \frac{\mathbf{X}_i(y)}{R} \quad (15)$$

式中: $\mathbf{L}_b$ 和 $\mathbf{U}_b$ 为优化问题的上下界; R 为折射系数。

显然地, 固定的折射系数可能会导致算法搜索的步长过长或过短, 因此, 为防止算法在迭代中后期陷入局部最优, 引入动态折射系数 ω 代替固定值 R , 使其随着算法迭代次数增加而快速减小, 既保证了算法在迭代初期的全局探索能力, 又兼顾了算法在后期的局部开发能力。 ω 表达式见下式:

$$\omega = \exp\left(-2 \times \left(\frac{y}{Y_m}\right)\right) \quad (16)$$

式中 Y_m 为算法最大迭代次数。

2.1.2 非线性权重的螺旋搜索策略

在标准 DBO 中, 由于偷窃蜣螂搜索策略十分简单, 无法有效地遍历问题解空间, 因此, 算法后期的局部开发能力将会急剧下降从而陷入停滞。鉴于此, 受鲸鱼算法^[13]中头鲸种群捕猎行为启发, 利用螺旋搜索策略来更新个体与目标猎物位置, 更新方式如下:

$$\mathbf{X}_i(y+1) = \exp(Jl) \times \cos(2\pi l) \times (|\mathbf{X}_i(y) - \mathbf{X}^*|) + \mathbf{X}^* \quad (17)$$

式中: $\mathbf{X}^*$ 为当前蜣螂种群中的局部最佳位置; J 为确定螺旋形状的参数; l 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。由于该搜索方式对参数 J 极其敏感, 因此引入非线性权重系数 ω_1 使螺旋形状参数与迭代次数相适应, 提高算法的寻优精度和收敛速度。非线性权重系数 ω_1 见下式:

$$\omega_1 = \frac{\exp\left(4 \times \left(1 - \frac{y}{Y_m}\right)\right) - \exp\left(-4 \times \left(1 - \frac{y}{Y_m}\right)\right)}{\exp\left(4 \times \left(1 - \frac{y}{Y_m}\right)\right) + \exp\left(-4 \times \left(1 - \frac{y}{Y_m}\right)\right)} \quad (18)$$

虽然非线性权重的螺旋搜索提高了 DBO 算法的收敛速度和寻优精度, 但可能导致算法在后期陷入停滞。因此, 综合考虑局部开发和全局探索性能的平衡, 利用行为决策概率按下式控制个体位置更新:

$$\mathbf{X}_i(y+1) =$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}_b + S \times N \times (|\mathbf{X}_i(y) - \mathbf{X}^*|) + |\mathbf{X}_i(y) - \mathbf{X}_b|, q \geq \Omega \\ \exp(l\omega_1) \times \cos(2\pi l) \times (|\mathbf{X}_i(y) - \mathbf{X}^*|) + \mathbf{X}^*, q < \Omega \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\mathbf{X}_b$ 为全局最优位置; S 为常量; N 为大小为 $1 \times D$ 的服从正态分布的随机向量; D 为优化问题的维度; q 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, 表示随机选取一种策略; Ω 为行为决策概率, $\Omega = 1 - 1/\sqrt{Y_m}$ 。

2.1.3 混合分布扰动机制

提出一种混合分布扰动机制^[14], 结合 t 分布、麦克斯韦分布和柯西分布 3 种不同概率分布扰动蜣螂最优位置, 以解决 DBO 在迭代后期易停滞、收敛速度减缓的问题。该机制增强了算法对问题解空间不确定性和复杂性的适应性, 避免了单一扰动策略导致的局部最优, 并通过调整各分布的权重, 平衡全局探索与局部开发。混合分布扰动见下式:

$$k = f_1 \cdot T(x) + f_2 \cdot Z(x) + f_3 \cdot C(x) \quad (20)$$

$$T(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\sqrt{n\pi} \cdot \Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \times \left(1 + \frac{x^2}{n}\right) \quad (21)$$

$$Z(x) = \frac{r^2 \cdot \mu^{\frac{(r+1)}{r}}}{4\pi \cdot \Gamma\left(\frac{2}{r}\right)} \cdot x^r \cdot \exp(-\mu x^r) \quad (22)$$

$$C(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)} \quad (23)$$

式中: k 为扰动算子; $T(x)$ 、 $Z(x)$ 、 $C(x)$ 分别为 t 分布、麦克斯韦分布和柯西分布; f_1 、 f_2 、 f_3 分别为 t 分布、麦克斯韦分布和柯西分布的权重; x 为样本值; n 为样本容量; r 和 μ 为控制概率分布形状的参数。改进后的混合分布扰动机制见下式:

$$\mathbf{X}_n(y) = \mathbf{X}_i(y) + k \cdot \mathbf{X}_i(y) \quad (24)$$

式中 $\mathbf{X}_n(y)$ 为混合分布扰动后蜣螂种群全局最优位置。

综上, 提出 MSDBO 算法的步骤流程, 如图 1 所示。

图中, $\lambda \in [0, 1]$ 表示滚球过程中遇到障碍物的概率。

3 MSDBO 算法性能验证

为验证多策略改进 DBO 的搜索性能与稳定性, 基于 Matlab R2020a 软件平台, 设计数值对比仿真试验, 全面比较 MSDBO 算法与 DBO 算法、粒子群优

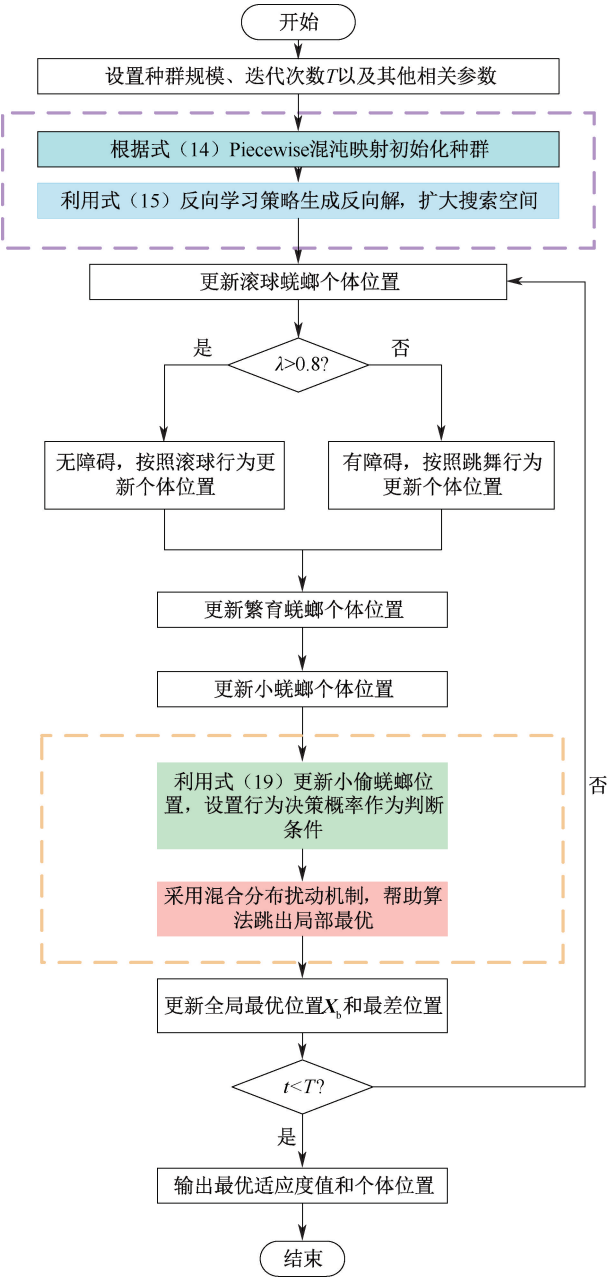


图1 MSDBO 流程

Fig. 1 Flowchart of MSDBO

化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimization, GWO)以及海洋捕食者算法(Marine Predators Algorithm, MPA)4种群体智能优化算法在6种经典基准测试函数上的性能表现差异。数值仿真试验初始种群规模统一设定为30,最大迭代次数为500,计算机仿真环境采用Windows11 64bit操作系统。测试函数见表1。这些测试函数被划分为2类: $F_1—F_3$ 为单峰测试函数,用于评估算法在局部搜索中的开发能力及寻优精度; $F_4—F_6$ 为多峰测试函数,旨在检验算法在全局探索中的鲁棒性及逃逸局部最优的能力。为有效降

低随机性对算法性能评估的干扰,每种算法在各测试函数上独立运行30次,通过统计每次运行得到的平均值及标准差,深入剖析与综合比较算法的搜索性能、收敛精度及运行稳定性。

表1 测试函数

Table 1 Test functions

函数类别	序号	基准测试函数名称	最优值
单峰函数	F_1	Rotated Hyper-Ellipsoid Function	0
	F_2	Zakharov Function	0
	F_3	Sum Squares Function	0
多峰函数	F_4	Levy Function	0
	F_5	Six-Hump Camel Function	-1.031 6
	F_6	Schaffer Function N. 4	0.292 58

5种算法求解基准测试函数 $F_1—F_6$ 的数值仿真试验结果见表2,其中,MSDBO的平均值和标准差均优于或等于其他4种算法。由表2可知:

1) 在单峰函数 $F_1—F_3$ 上,MSDBO的平均值均达到了理论最佳值,说明开发阶段使用非线性权重的螺旋搜索策略极大地增强了算法的局部挖掘能力,提高了算法的寻优精度。虽然DBO、PSO、GWO和MPA算法也能收敛到接近于0数量级,但其平均值和标准差均不为0,故DBO、PSO、GWO和MPA算法的稳定性和搜索性能不如MSDBO。

2) 多峰函数求解方面,MSDBO在 $F_4—F_5$ 函数上的平均值远优于其他算法,在 F_6 函数上,MSDBO收敛精度略优于其他算法。分析表明:混沌折射初始化种群和混合分布扰动机制能够有效的帮助MSDBO跳出局部最优解。

3) MSDBO在测试函数 $F_1—F_6$ 上的标准差均优于或等于其他4种群体智能算法,表明MSDBO算法的稳定性十分优秀。

5种不同群体智能算法求解基准测试函数 $F_1—F_6$ 的收敛曲线如图2所示,可知:MSDBO算法的收敛曲线均位于其他4种算法的下方,表明MSDBO算法的搜索性能更强、寻优精度更高,原因是算法通过混沌折射策略获得了高质量的初始解,显著增强了算法的全局搜索能力。

为进一步验证MSDBO的寻优性能,引入Wilcoxon秩和检验。其中,“+/-/-”分别表示MSDBO在搜索性能上“优于/相当/劣于”其他4种群体智能算法,统计结果见表3。如果 p 值小于0.05,表明2种算法之间存在显著差异性;如果 p 大于0.05,表明2种算法之间没有显著差异性。由

表 2 MSDBO 与经典优化算法对比结果

Table 2 Comparison results between MSDBO and classical optimization algorithms

测试函数	统计值	MSDBO	DBO	GWO	PSO	MPA
F_1	标准差	0.00	1.13×10^{-128}	7.89×10^{-33}	1 568.27	3.13×10^{-5}
	平均值	0.00	2.06×10^{-129}	3.99×10^{-33}	2.87×10^{-5}	5.87×10^{-30}
F_2	标准差	0.00	1.17×10^{-120}	3.84×10^{-36}	6.09×10^{-4}	1.64×10^{-8}
	平均值	0.00	2.13×10^{-90}	2.08×10^{-7}	4.63×10^{-5}	2.91×10^{-6}
F_3	标准差	0.00	9.04×10^{-127}	6.79×10^{-35}	80.52	4.20×10^{-7}
	平均值	0.00	1.65×10^{-127}	5.33×10^{-28}	2.01×10^{-4}	1.13×10^{-25}
F_4	标准差	7.46×10^{-9}	3.60×10^{-1}	2.00×10^{-1}	7.78	2.02×10^{-7}
	平均值	4.09×10^{-9}	3.34×10^{-1}	1.23	2.46	2.61×10^{-1}
F_5	标准差	4.52×10^{-16}	4.52×10^{-16}	1.68×10^{-8}	4.52×10^{-16}	4.52×10^{-16}
	平均值	-1.03	-9.23×10^{-1}	-8.32×10^{-1}	-8.76×10^{-1}	-9.89×10^{-1}
F_6	标准差	6.35×10^{-17}	6.35×10^{-17}	1.47×10^{-7}	6.60×10^{-17}	2.20×10^{-6}
	平均值	2.90×10^{-1}	3.50×10^{-1}	3.20×10^{-1}	3.10×10^{-1}	3.10×10^{-1}

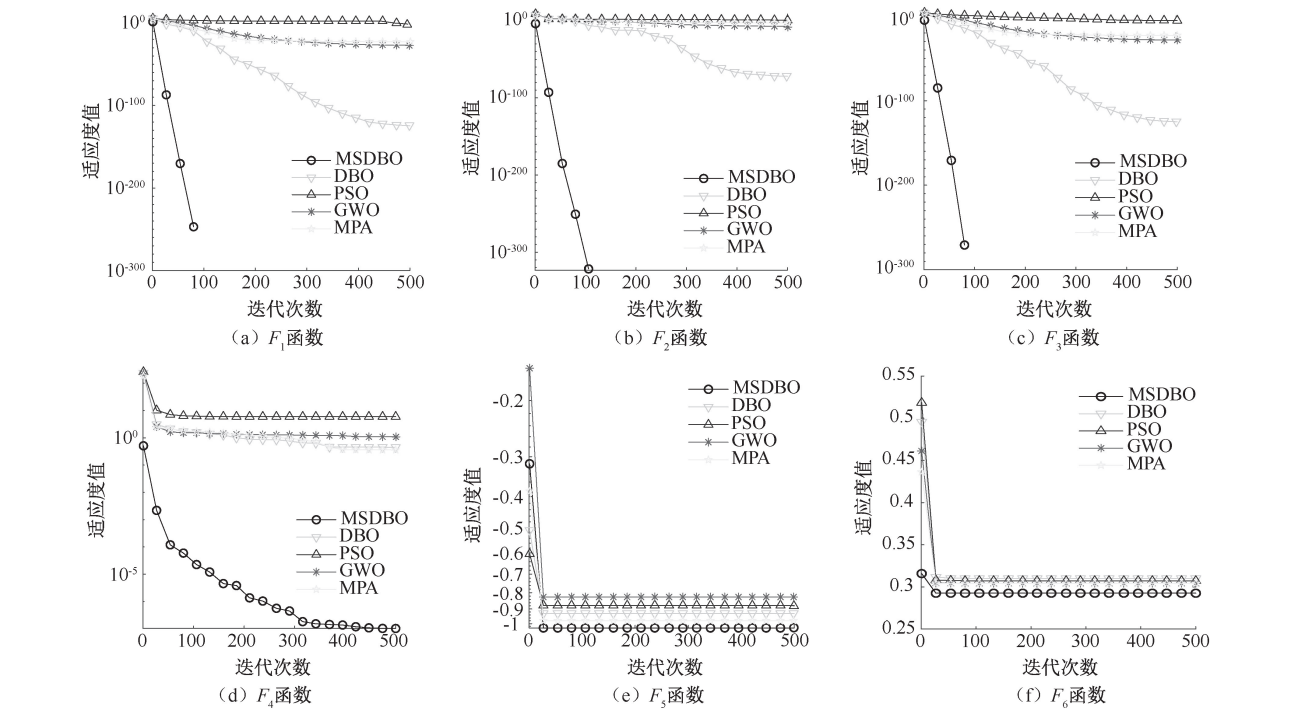


图 2 不同算法在测试函数 F_1 — F_6 上的收敛曲线对比

Fig. 2 Convergence curve comparison for different algorithms on benchmark functions F_1 — F_6

表 3 可知:在测试函数 F_1 — F_6 上,MSDBO 与其他 4 种群体智能算法的 p 值全部小于 0.05,并且为+,说明 MSDBO 与其他 4 种算法有显著性差异,并且总体寻优性能比其他算法更好,优势显著。

表 3 Wilcoxon 秩和检验的 p 值

Table 3 p value of Wilcoxon rank-sum test

测试函数	DBO	GWO	PSO	MPA
F_1	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}
F_2	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}
F_3	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}
F_4	3.020×10^{-11}	3.020×10^{-11}	3.020×10^{-11}	3.020×10^{-11}
F_5	3.337×10^{-2}	3.337×10^{-2}	6.552×10^{-12}	3.337×10^{-2}
F_6	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}	1.212×10^{-12}
+ / = / -	6 / 0 / 0	6 / 0 / 0	6 / 0 / 0	6 / 0 / 0

4 航空器绕飞改航仿真试验

以2018年8月21日某波音737航空器6:00途经陕西雷暴区域(100×100栅格化)的ARRPTC为例,定义航空器起讫点分别为(10,20)和(86,69),其他参数包括: $v=863\text{ km}$, $Q=41\text{ dBz}$, $G=10$, $r_o=21\ 001\text{ kg}$, $c_1=3\ 188\text{ kg/h}$, $c_2=2\ 849\text{ kg/h}$, $\theta=90^\circ$ 。通过计算得到航空器最佳绕飞航迹,如图3所示,并且航空器需要在起点处盘旋等待20 min出发(即6:20出发)才可以避开动态限制区,最终航空器在65 min内飞行了932.11 km,成功抵达目的地,飞行油耗为4 139 kg。

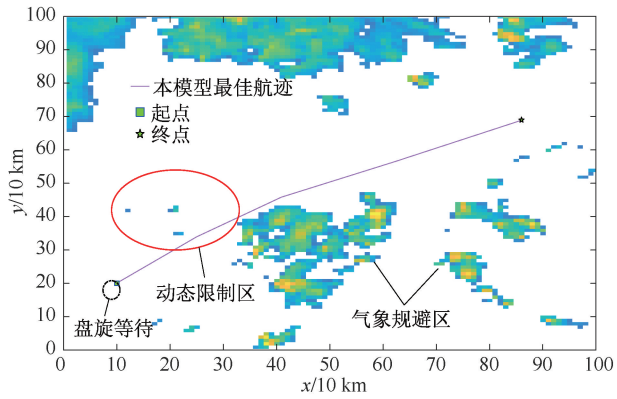


图3 最佳航迹
Fig.3 Optimal trajectory

进一步分析有无盘旋等待时间、不同雷暴安全阈值 Q 以及不同颠簸系数阈值 G 对航空器绕飞改航航迹的影响,如图4—图6所示。

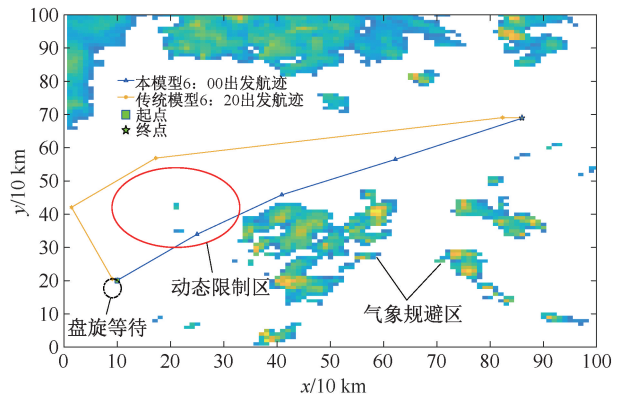


图4 有无盘旋等待的航迹对比

Fig.4 Comparison of flight trajectories with or without hovering holding

1) 由图4可知:如果按传统模型的计划时间出发,则航空器无需盘旋等待,航空器将在6:21接近动态限制区,经过绕飞,最终在7:39到达目标点,总

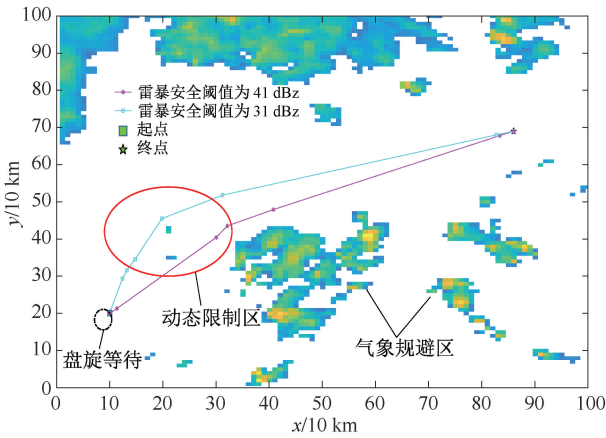


图5 不同雷暴安全阈值的航迹对比
Fig.5 Comparison of tracks with different thunderstorm safety thresholds

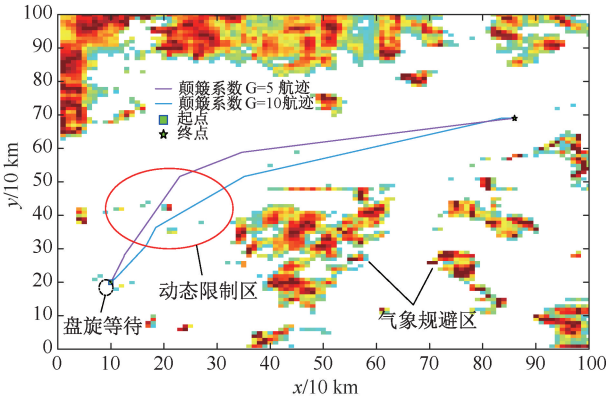


图6 不同颠簸系数阈值的航迹对比
Fig.6 Comparison of flight trajectories with different turbulence coefficient thresholds

飞行时间和航程分别为99 min和1 426.53 km。文中模型虽然盘旋等待20 min,但绕飞时间和飞行距离相对于传统模型分别减少52.3%和53.0%,飞行总时间和总距离分别减少16.5%和14.3%,飞行油耗减少13.6%。

2) 由图5可知:随着 Q 的降低,为避免航空器在高风险气象区域飞行,航空器必然通过绕飞改航避开高风险气象区域,故航空器总盘旋等待、绕飞时间和里程分别增加约18.8%、24.5%、24.4%,飞行油耗增加约30.9%。

3) 由图6可知:随着 G 值的降低,航空器为避免飞过颠簸程度较高的区域,必然会避开颠簸系数较高的区域,故其总盘旋等待时间、绕飞时间和里程分别增加约27.2%、10.4%、10.5%,飞行油耗增加14.6%。

最后,比较MSDBO与上述4种群体智能算法求解该航空器ARRPTC的性能差异,结果如图7、图8和表4所示,可知:

1) 从解的质量方面分析,不同算法排名依次为 MSDBO、GWO、MPA、DBO 和 PSO,其中,GWO 和 MPA 的求解结果几乎相同。MSDBO 之所以排名第 1,是因为 MSDBO 融合了非线性权重的螺旋搜索策略和混合分布扰动机制,有助于算法跳出局部最优解和拓展搜索空间。

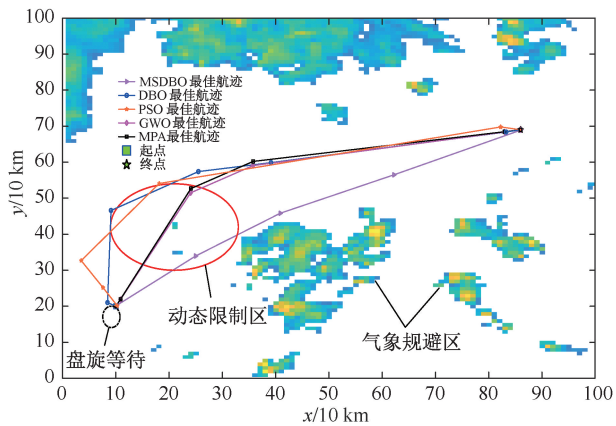


图 7 不同算法求解改航路径图

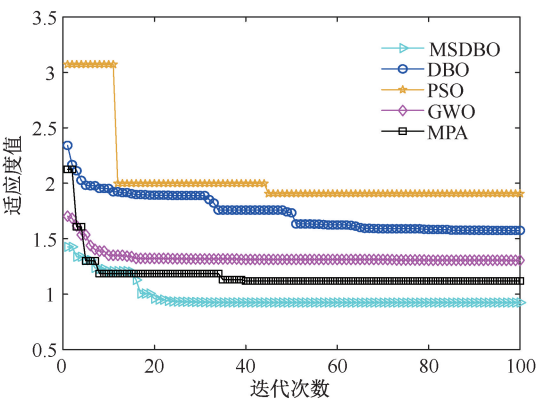


图 8 不同算法求解改航路径的迭代曲线
Fig. 8 Iteration curve of different algorithms to solve rerouting paths

2) 在解的收敛性方面,平均迭代次数排名依次为 MSDBO、MPA、PSO、GWO、DBO,其中,PSO 和 MPA 平均迭代次数相差不大,MSDBO 所需迭代次数远优于其他算法,这是因为 MSDBO 利用混沌折射策略初始化种群,加快了算法收敛速度。

表 4 不同算法求解改航路径的性能差异

Table 4 Performance of different algorithms to solve rerouting paths						
算法	平均迭代次数	平均目标值/min	MSDBO 目标值占比/%	MSDBO 收敛迭代次数占比/%	油耗成本/kg	里程/km
MSDBO	32	85	100	100	4 139	932. 11
DBO	85	124	68. 3	37. 6	6 126	1 212. 14
GWO	73	105	80. 8	43. 8	5 166	1 050. 12
PSO	45	148	57. 2	71. 1	7 444	1 176. 80
MPA	40	105	80. 5	80. 0	5 180	1 070. 31

5 结 论

1) 文中模型可精确计算航空器在复杂情景下的盘旋等待时间和改航路径,满足航空器剩余油量、气象规避区以及颠簸等现实约束,与传统模型相比绕飞时间和距离分别减少 52. 3% 和 53. 0%,总飞行时间和距离分别减少 16. 5% 和 14. 3%,航空器飞行油耗减少 13. 6%。当雷雨安全阈值和颠簸系数阈值减小时,虽然航空器改航路径里程有所增加,但是其飞行更加安全可靠,计算结果符合实际。

2) 文中利用混沌折射策略初始化蜣螂种群,加快算法的收敛速度,在局部开发阶段融合非线性权重的螺旋搜索策略增强算法寻优精度,最后使用混

合分布扰动机制提高 MSDBO 逃逸局部最优的能力。与其他 4 种群体智能算法相比,经过多策略改进后的 MSDBO 拥有更快的收敛速度、更好的全局探索和局部开发能力,并且在航空器 ARRPTC 模型中能够求解出更好的飞行航迹。

3) 研究存在以下不足:①未涉及多架航空器 ARRPTC 之间的冲突解脱问题;②未涉及航空器雷雨绕飞三维改航路径规划;③在实际的空域运行环境中,空管部门对航班的指挥并不仅仅是静态的空域划设和规则限制,而是动态的、时空耦合的干预行为,本文未深入考虑强对流天气的时空演变与空管实时指挥之间的交互作用。因此,探索基于时变强对流天气的三维多航空器雷雨绕飞改航问题是未来的研究方向。

参 考 文 献

[1] ZHANG Qing, CHAN F T S, CHUNG S H, et al. Operational aircraft maintenance routing problem incorporating cruise

- speed control[J]. Engineering Optimization, 2024, 56(1): 76–95.
- [2] SIMORGH A, GONZÁLEZ-ARRIBAS D, LINKE F, et al. Robust 4D climate-optimal flight planning in structured airspace using parallelized simulation on GPUs[J]. Geoscientific Model Development, 2023, 16(13): 3 723–3 748.
- [3] 张兆宁,魏中慧. 散点状分布危险天气下的终端区动态改航方法[J]. 中国安全科学学报, 2016, 26(1): 40–44.
ZHANG Zhaoning, WEI Zhonghui. A dynamic deviation method for terminal control areas under scattered hazardous weather[J]. China Safety Science Journal, 2016, 26(1): 40–44.
- [4] 赵元棣,李瑞东,吴佳馨. 动态危险天气下改航路径快速规划方法[J]. 中国科技论文, 2020, 15(6): 678–681, 689.
ZHAO Yuandi, LI Ruidong, WU Jiaxin. Fast reroute planning method under dynamic hazardous weather conditions[J]. China Sciencepaper, 2020, 15(6): 678–681, 689.
- [5] 陈可嘉,陈琳琳. 基于改进人工势场法的动态改航规划[J]. 飞行力学, 2020, 38(5): 84–89.
CHEN Kejia, CHEN Linlin. Dynamic rerouting planning based on improved artificial potential field algorithm[J]. Flight Dynamics, 2020, 38(5): 84–89.
- [6] 向征,张文奇,张文军. 雷暴天气下基于多航空器冲突避让的路径规划[J]. 中国安全科学学报, 2019, 29(8): 151–156.
XIANG Zheng, ZHANG Wenqi, ZHANG Wenjun. Route planning based on multi-aircraft conflict avoidance under thunderstorm weather[J]. China Safety Science Journal, 2019, 29(8): 151–156.
- [7] 朱承元,晏楠欣. 恶劣天气下多航空器改航路径的仿真优化算法[J]. 交通信息与安全, 2021, 39(2): 109–117.
ZHU Chengyuan, YAN Nanxin. A simulation optimization algorithm for multi-aircraft rerouting in severe weather[J]. Journal of Transport Information and Safety, 2021, 39(2): 109–117.
- [8] 张文,方巍. 基于蚁群融合 D* Lite 的动态改航路径规划[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(8): 250–258.
ZHANG Wen, FANG Wei. Dynamic diversion path planning based on combination of ant colony optimization and D* Lite[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(8): 250–258.
- [9] SANDAMALI G G N, SU Rong, SUDHEERA K L K, et al. A safety-aware real-time air traffic flow management model under demand and capacity uncertainties[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 8 615–8 628.
- [10] 王岩韬,刘锟,赵颖飞. 雷暴天气下的多航班备降动态优化方案[J]. 工程科学学报, 2023, 45(4): 654–662.
WANG Yantao, LIU Kun, ZHAO Yifei. Flight alternate optimization scheme in dangerous weather based on multiexpectation [J]. Chinese Journal of Engineering, 2023, 45(4): 654–662.
- [11] XUE Jiankai, SHEN Bo. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7 305–7 336.
- [12] HE Yong, WANG Mingran. An improved chaos sparrow search algorithm for UAV path planning[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 366–366.
- [13] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51–67.
- [14] 徐利锋,黄祖胜,杨中柱,等. 引入多级扰动的混合型粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2019, 30(6): 1 835–1 852.
XU Lifeng, HUANG Zusheng, YANG Zhongzhu, et al. Mixed particle swarm optimization algorithm with multistage disturbances[J]. Journal of Software, 2019, 30(6): 1 835–1 852.



作者简介: 魏明 (1984—),男,安徽芜湖人,博士,教授,主要从事智慧民航/交通大数据、复杂系统建模与优化智能交通等方面的研究。E-mail:mwei@cauc.edu.cn。