



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于集成约束无人机两步制航迹规划方法

柴旭朝, 周游, 闫李, 梁静, 瞿博阳, 卞芳方, 王昊昱

引用本文:

柴旭朝, 周游, 闫李, 梁静, 瞿博阳, 卞芳方, 王昊昱. 基于集成约束无人机两步制航迹规划方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1194–1202.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1009>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

城市低空环境中多旋翼无人机在线航线规划方法

An online route planning method for multi-rotor drone in urban environments

控制与决策. 2021, 36(12): 2851–2860 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0557>

基于深度学习的四旋翼无人机地面效应补偿降落控制设计

Robust landing controller design for quadrotor unmanned aerial vehicle ground effects compensation via deep learning

控制与决策. 2021, 36(11): 2637–2646 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0184>

面向多目标侦察任务的无人机航线规划

UAV trajectory planning for multi-target reconnaissance missions

控制与决策. 2021, 36(5): 1191–1198 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1284>

基于平衡鲸鱼优化算法的无人车路径规划

Path planning of unmanned ground vehicle based on balanced whale optimization algorithm

控制与决策. 2021, 36(11): 2647–2655 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0416>

微型无人机集群低时延组网规划方法

A low delay networking planning method for micro UAV swarm

控制与决策. 2020, 35(11): 2696–2706 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1549>

基于集成约束无人机两步制航迹规划方法

柴旭朝¹, 周游¹, 闫李¹, 梁静², 瞿博阳^{1†}, 卞芳方¹, 王昊昱¹

(1. 中原工学院 电子信息学院, 郑州 450007; 2. 郑州大学 电气工程学院, 郑州 450001)

摘要: 无人机航迹规划是一个富含地形威胁、雷达威胁和自身可飞性等多约束的优化问题. 采用两步制的规划框架, 提出一种基于集成约束的无人机航迹规划方法. 规划第1阶段采用基于多种群策略的差分进化优化方法, 规划第2阶段采用海洋捕食者算法的Lévy运动优化; 集成约束机制在搜索过程中动态更新约束策略来补偿可行解数量骤减, 抑制搜索停滞. 与典型算法和约束处理策略进行对比, 实验结果表明, 所提出无人机航迹规划方法收敛性好、稳定性强, 能够有效地求解复杂多约束无人机航迹规划问题.

关键词: 航迹规划; 约束优化; 差分进化算法; 集成约束策略; Lévy运动策略; 多种群策略

中图分类号: V249 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1009

引用格式: 柴旭朝, 周游, 闫李, 等. 基于集成约束无人机两步制航迹规划方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1194-1202.

UAV two-step path planning method based on integrated constraint strategy

CHAI Xu-zhao¹, ZHOU You¹, YAN Li¹, LIANG Jing², QU Bo-yang^{1†}, BIAN Fang-fang¹, WANG Hao-yu¹

(1. School of Electric & Information Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China; 2. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: UAV path planning is a multi-constraint optimization problem, including terrain threat, radar threat and its flight ability. This work proposes an integrated constraints method to plan the flight path of unmanned aerial vehicle (UAV) based on two-step mechanism. In the first-step of the path planning, the differential evolution optimization is adopted based on the multi-population strategy; The Lévy motion optimization of the marine predator algorithm is adopted in the second-step of the path planning. The integrated constraint mechanism is adopted to update the constraint strategies dynamically in the searching process, preventing the decrease of the feasible solutions and the stagnation of the searching. Compared with the typical existing constraint mechanisms, the proposed method has a good convergence and stability, and can effectively solve the UAV path planning with the complex multi-constraint.

Keywords: path planning; constrained optimization problem; differential evolution algorithm; integrated constraint strategy; Lévy motion strategy; multi-population strategy

0 引言

无人机凭借其损伤低、隐蔽性好和机动性强等优点, 已在军事打击、农业植保、电力巡检和紧急救援等诸多领域广泛应用. 面对复杂的飞行环境, 侦察、打击、评估等各类任务的高效执行直接取决于能否获取可靠、合理的飞行航迹^[1]. 无人机航迹规划问题随之成为众多学者关注的焦点, 其旨在满足无人机自身性

能约束和外部威胁约束的条件下, 根据地形环境和已知威胁障碍信息获取一条从起点到目标点综合代价最优的飞行航迹^[2].

无人机航迹规划主要包括3个步骤: 1) 建立飞行场景和威胁障碍数学模型; 2) 设计高效的航迹规划方法; 3) 平滑航迹以满足可飞性. 其中, 设计高效的规划方法是航迹规划中的重点和难点. 常用的规划方

收稿日期: 2022-06-08; 录用日期: 2022-12-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62103456, 61976237); 河南省高校科技创新团队项目(22IRTSTHN015); 中原千人计划-中原青年拔尖人才项目(ZYQR201810162); 河南省自然科学基金项目(212300410321, 202300410511); 河南省青年骨干教师项目(2020GGJS141, 2021GGJS111); 河南省科技攻关项目(222102210275, 212102210018); 中原工学院基本科研项目(K2020YY009).

责任编辑: 董久祥.

[†]通讯作者. E-mail: quboyang@zut.edu.cn.

法有Dijkstra算法^[3]、模拟退火算法^[4]等传统方法,这些方法多集中于求解二维路径规划问题^[5]。但是,面对军事打击任务的复杂三维场景,近地面飞行成为躲避敌方军事威胁,确保完成飞行任务的惯用手段,然而,高度实时调节的三维规划给传统规划方法带来了难题。近年来,智能优化方法如差分进化算法^[6]、粒子群算法^[7]、蚁群算法^[8]等,凭借鲁棒性强、搜索能力好、收敛速度快等优点,迅速发展并推广应用,为求解无人机三维航迹规划问题提供了新思路。但是,面对复杂地形障碍、多重敌方威胁,无人机三维航迹规划的多约束性凸显。针对此问题,设计合理的约束机制补偿多约束性带来的可行解数量骤减,乃至搜索停滞的负面效应至关重要。

针对求解多约束的无人机三维航迹规划问题,其核心思想是将约束问题转化为无约束问题,具体是将无人机自身性能、飞行环境等约束函数转化为目标函数,并采用线性加权方法将威胁代价、燃料代价和高度代价等多个目标转化为单目标问题进行求解^[9-11]。部分学者同样将约束条件转化为目标函数,且直接采用多目标优化方法求解,如文献^[12]提出了基于参考点多目标优化算法,以航迹长度和雷达威胁为2个优化目标,采用参考点表征决策者偏好,引导算法收敛至帕累托前沿的特定区域;文献^[13]提出了一种基于分解的多目标约束优化算法,充分利用不可行信息来求解复杂场景下无人机航迹规划问题。此外,一些学者将约束条件和目标函数单独处理,引入合理的约束处理机制,设计高效的优化方法来求解无人机航迹规划问题,如Zhang等^[14]采用 α 水平比较的约束处理机制,引入了满意度评价函数,动态调整可行域空间求解多约束的无人机三维航迹规划问题;Shen等^[15]采用了Push-pull Search分阶段约束处理策略来改善跳出局部最优的能力,结合改进的自适应非支配排序遗传算法规划无人机的飞行航迹。

上述约束处理机制多集中在单一约束处理方法,面对复杂性和多样化的约束问题,往往达不到预期效果^[16]。集成约束处理技术为具有复杂约束的实际问题的求解突破了瓶颈,该方法是选择性地、合理地融合不同类型的约束处理方法,有针对性地求解所面临的问题,并取得较好的效果,如水库水电调度^[17]、畜禽饲料配给^[18]和物化视图选择^[19]等问题。然而,针对带有复杂约束的无人机三维航迹规划鲜有应用。因此,本文针对复杂地形障碍、多重敌方威胁场景,尝试采用智能优化方法,基于集成约束机制,求解无人机三维航迹规划问题,主要内容如下。

1)采用两步制的规划思想:规划第1阶段基于差分进化的方法,引入多种群策略,侧重全局搜索;规划第2阶段基于海洋捕食者算法的思想,运用Lévy运动优化策略,侧重局部搜索,并结合鱼类聚集效应来改善跳出局部最优的能力。

2)采用集成约束策略的方法,融合罚函数法、可行性法则、 ϵ 约束处理3种约束处理技术,按照各约束处理技术的评价规则,基于少数服从多数机制,对个体进行选择。

1 问题描述

1.1 航迹表示

本文求解的无人机三维航迹规划问题,假定飞行场景固定,即地形环境、威胁障碍均已知,无人机的飞行任务是从出发点起飞安全抵达目标点。这需要规划一条最优或次优的飞行航迹,要求尽可能以最短时间到达,同时避开威胁障碍物和山体。

为了便于描述问题,建立三维空间直角坐标系O-XYZ(如图1所示)。

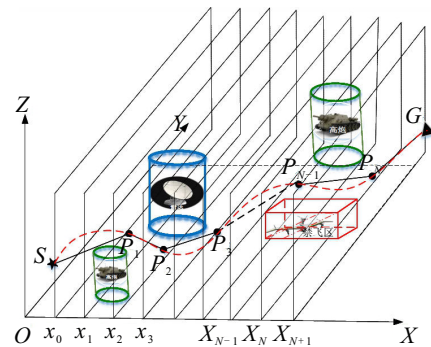


图1 无人机飞行航迹三维示意图

图1中:S为起始点,G为目标点,蓝色虚线圆柱体为雷达威胁,绿色虚线圆柱体为高炮威胁,红色长方体为禁飞区威胁。起点S到目标点G的连线为无人机的航迹,可简化为由N个航迹点首尾相接构成(如图1中黑色折线所示),可描述为 $P_{UAV} = \{S, P_1, P_2, \dots, P_N, G\}$ 。其中:航迹点 P_i 的坐标为 (x_i, y_i, z_i) ,起点S和目标点G的坐标分别为 (x_0, y_0, z_0) 和 $(x_{N+1}, y_{N+1}, z_{N+1})$ (起点、目标点为固定点,不需要优化)。实际上,航迹规划问题已转化为N个航迹点坐标位置的优化问题。但是,无人机受限自身物理特性,为了满足飞行约束条件,常采用B样条曲线方法对航迹进行平滑处理,该方法一般由控制点 p_i 和基函数 $B_{i,d}(t)$ 构成,所采用的曲线方程如下式所示:

$$\vec{p}(t) = \sum_{i=0}^{n-1} \vec{p}_i B_{i,d}(t), t_{\min} \leq t \leq t_{\max}, 2 \leq t \leq n. \quad (1)$$

其中:基函数 $B_{i,d}(t)$ 采用Cox-deBoor递归公式更新,

更新公式如下式所示:

$$B_{k,1} = \begin{cases} 1, & u_k \leq u \leq u_{k+1}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

$$B_{k,d}(u) = \frac{u - u_k}{u_{k+d-1} - u_k} B_{k,d-1}(u) + \frac{u_{k+d} - u}{u_{k+d} - u_{k+1}} B_{k+1,d-1}(u). \quad (3)$$

平滑后的航迹如图1中的红色虚线所示.

1.2 代价函数和约束函数

无人机航迹规划是满足无人机自身可飞行约束和外部威胁约束条件,规划出一条从起点到目标点的最优航迹.本文所规划航迹的代价函数为航程代价和高度代价,约束条件包括爬升角约束、转弯半径约束、雷达约束、高射炮约束和禁飞区约束.其代价函数和约束函数表示如下式所示:

$$\begin{aligned} J &= J_L + J_H. \\ \text{s.t. } g_i &\leq 0, \quad i = 1, 2; \\ h_j &= 0, \quad j = 1, 2, 3. \end{aligned} \quad (4)$$

其中: J_L 和 J_H 为航程代价和高度代价; g_i 为不等式约束,即转弯半径约束和爬升角约束; h_j 为等式约束,包括雷达约束、高射炮约束和禁飞区约束.所提出代价函数和约束函数模型具体描述如下.

1.2.1 代价函数

1) 航程代价.

因无人机携带燃料有限,执行任务的航程应尽可能短,其代价如下式所示:

$$J_L = \sum_{k=0}^N l_k, \quad (5)$$

$$l_k = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2 + (z_{i+1} - z_i)^2}. \quad (6)$$

其中: J_L 为无人机的航程代价, l_k 为相邻航迹点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 与 $P_{i+1}(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$ ($i < N$) 间的欧氏距离.

2) 高度代价.

无人机作战时为了躲避雷达和敌方火炮威胁,利用地形遮掩,尽可能近地面飞行,但是,又要避免无人机与地形障碍物发生碰撞,其飞行高度需确保一定的安全距离.由此,无人机飞行高度如下式所示:

$$J_H = \begin{cases} 1, & (H_{\text{UAV},i} - H_{\text{mou},i}) < H_{\min}; \\ 0, & H_{\min} \leq (H_{\text{UAV},i} - H_{\text{mou},i}) < H_{\max}; \\ \sum_{i=0}^{N+1} \frac{H_{\text{UAV},i} - H_{\text{mou},i}}{N \times (H_{\text{UAV},i} - H_{\text{mou},i})}, & \\ H_{\max} \leq (H_{\text{UAV},i} - H_{\text{mou},i}). \end{cases} \quad (7)$$

其中: J_H 为无人机飞行的高度代价, $H_{\text{UAV},i}$ 为无人机在航迹点 i 处的飞行高度, $H_{\text{mou},i}$ 为航迹点 i 处的地形高度, H_{\max} 、 H_{\min} 分别为设定的无人机与山体间的最大安全距离和最小安全距离.

1.2.2 约束函数

1) 爬升角约束.

无人机的爬升角与飞行速度有关,其值过大易发生失速危险,为了确保无人机安全飞行,其爬升角不宜过大,计算公式如下式所示:

$$\gamma_i = \arctan \frac{|z_{i+1} - z_i|}{\sqrt{[(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2]}}, \quad i = 0, 1, \dots, N + 1. \quad (8)$$

其爬升角代价 F_{climb} 为

$$F_{\text{climb}} = \begin{cases} 1, & \gamma_i \geq \gamma_{\max}; \\ 0, & \gamma_i < \gamma_{\max}. \end{cases} \quad (9)$$

其中: γ_i 为无人机在航迹点 (x_i, y_i, z_i) 处的爬升角, F_{climb} 为无人机的爬升角代价, γ_{\max} 为无人机的最大爬升角.

2) 转弯半径约束.

为了确保无人机可飞性,无人机改变航向时需要一定的转弯半径,一般要求最小转弯半径小于对应航迹点处的转弯半径,其计算公式和偏航角代价如下式所示:

$$\gamma_{\text{cur}} = \frac{(x'_i + y'_i + z'_i)^{\frac{3}{2}}}{|(z''_i y'_i - y''_i z'_i)^2 + (x''_i z'_i - z''_i x'_i)^2 + (y''_i x'_i - x''_i y'_i)^2|}. \quad (10)$$

$$F_{\text{Yaw}} = \begin{cases} 1, & \gamma_i \geq \gamma_{\max}; \\ 0, & \gamma_i < \gamma_{\max}. \end{cases} \quad (11)$$

其中: r_{cur} 为无人机在航迹点 (x_i, y_i, z_i) 处的转弯半径, (x'_i, y'_i, z'_i) 和 (x''_i, y''_i, z''_i) 分别为无人机在航迹点 (x_i, y_i, z_i) 处的一阶偏导数和二阶偏导数, F_{Yaw} 为无人机的偏航角代价, r_{\min} 为最小转弯半径.

3) 雷达约束.

无人机作战时需尽可能躲避敌方雷达的探测,一般与敌方雷达的距离需大于雷达的最大探测半径,雷达约束可表示为

$$F_{\text{Radar}} = \begin{cases} 0, & d_r \geq R_{t_r}; \\ \left(\frac{k}{d_r}\right)^4, & d_r < R_{t_r}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: F_{Radar} 为雷达对无人机的威胁代价, R_{t_r} 为雷达最大探测半径, d_r 为无人机与敌方雷达间的距离, k 为雷达的威胁强度.

4) 高炮约束.

无人机飞行中需尽可能避免敌方高炮攻击,高炮约束可描述为

$$F_{\text{Artillery}} = \begin{cases} 0, & d_a \geq R_{t_a}; \\ \frac{(R_{t_a})^4}{((R_{t_a})^4 + (d_a)^4)}, & d_a < R_{t_a}. \end{cases} \quad (13)$$

其中: $F_{\text{Artillery}}$ 为高炮对无人机的威胁代价, R_{t_a} 为高炮的最大杀伤半径, d_a 为无人机与高炮间的距离.

5) 禁飞区约束.

山地常有横风区、基站,发射塔区域为了确保安全飞行,无人机一般禁止进入该区域,禁飞区约束可描述为

$$F_{\text{No-fly}} = \begin{cases} 1, & x_l^{\text{NFZ}} \leq x_i \leq x_u^{\text{NFZ}}, y_l^{\text{NFZ}} \leq y_i \leq y_u^{\text{NFZ}}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

其中: $F_{\text{No-fly}}$ 为禁飞区对无人机的威胁代价, x_u^{NFZ} 和 x_l^{NFZ} 为禁飞区在 x 方向的上、下限值, y_u^{NFZ} 和 y_l^{NFZ} 为禁飞区在 y 方向上的上、下限值.

6) 地形边界约束.

为了确保无人机航迹规划的高效执行,需对无人机的飞行区域 X 、 Y 、 Z 方向边界限制,其地形边界约束如下式所示:

$$F_{\text{border}_x} = \begin{cases} x_{\min} - x_i, & x_i < x_{\min}; \\ x_i - x_{\max}, & x_i > x_{\max}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

$$F_{\text{border}_y} = \begin{cases} y_{\min} - y_i, & y_i < y_{\min}; \\ y_i - y_{\max}, & y_i > y_{\max}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

$$F_{\text{border}_z} = \begin{cases} z_{\min} - z_i, & z_i < z_{\min}; \\ z_i - z_{\max}, & z_i > z_{\max}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$$

其中: F_{border_x} 、 F_{border_y} 、 F_{border_z} 分别为无人机在航迹点 (x_i, y_i, z_i) 处沿 x 、 y 、 z 方向的边界约束, x_{\min} 、 y_{\min} 、 z_{\min} 分别为飞行区域沿 x 、 y 、 z 方向的边界下限值, x_{\max} 、 y_{\max} 、 z_{\max} 分别为飞行区域沿 x 、 y 、 z 方向的边界上限值.

2 基于集成约束的两步制航迹规划方法

本文提出一种基于集成约束策略的航迹规划方法. 该规划方法框架结构上采用两步制思想: 第1阶段采用基于多种群策略差分进化方法, 第2阶段采用基于海洋捕食者算法的 Lévy 运动优化策略. 约束处理技术上采用集成约束策略, 融合了罚函数、可行性准则和 ε 约束处理3种典型的约束处理方法. 整体框

架结构如图2所示.

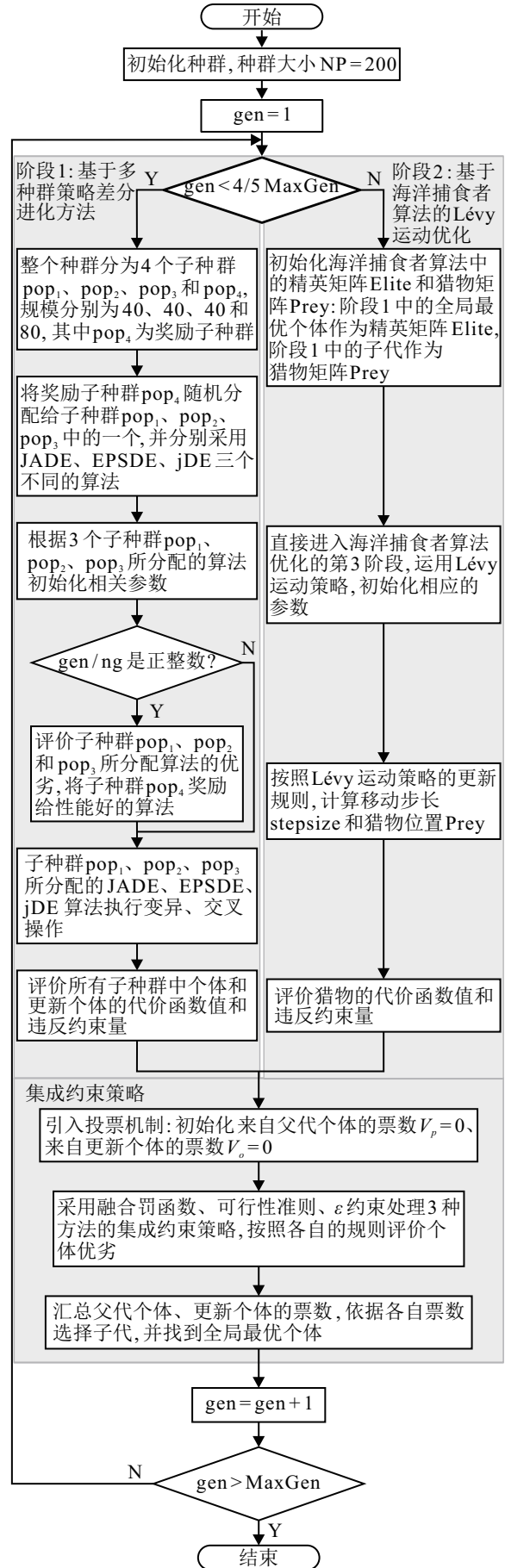


图2 算法总框架

所提出方法首先初始化种群,随后进入优化的第1阶段,该阶段采用基于多种群策略的差分进化方法,将整个种群分为4个子种群 pop_1 、 pop_2 、 pop_3 和 pop_4 ,其中 pop_4 为奖励子种群.初始时,将奖励种群 pop_4 随机分配给3个子种群中的任意一个,并为3个子种群依次分配3个优化方法JADE^[20]、EPSDE^[21]和jDE^[22],依据算法要求,初始化各算法所需参数;未达到评价周期时,3个子种群所分配的算法按照各自的策略依次执行变异、交叉操作;最后,评价所有子种群中个体和更新个体的代价函数值和违反约束量;若达到评价周期时,则评价3个子种群所分配算法的优劣,将子种群 pop_4 奖励给性能好的算法,随后依次执行变异、交叉操作.

当运行代数等于设定最大代数的0.8倍时,进入优化的第2阶段,采用海洋捕食者算法的Lévy运动优化策略.首先,初始化精英矩阵Elite和猎物矩阵Prey,具体方法是第1阶段中的全局最优个体作为精英矩阵,第1阶段中的子代作为猎物矩阵;然后,直接进入海洋捕食者算法的Lévy飞行优化阶段,初始化相关参数,并按照更新规则计算移动步长和猎物位置;最后,评价猎物的代价函数值和违反约束量.两步制阶段优化完成代价函数值和违反约束量的评价后,基于集成约束策略的思想,引入投票机制,选择子代.首先分别初始化来自父代个体的票数 $V_p = 0$,来自更新个体的票数 $V_o = 0$,采用融合罚函数、可行性准则、 ε 约束处理3种方法的集成约束策略,按照各自规则评价个体优劣,最后汇总父代个体、更新个体的票数,依据各自票数选择子代,并找出全局最优个体.

2.1 集成约束策略

所提出集成约束策略融合了罚函数、可行性准则和 ε 约束处理3种约束处理方法,每种方法根据各自的规则来选择个体,基于投票机制,最终获票高的个

算法1 集成约束策略

```

输入: 父代个体,更新个体,3种约束处理方法:罚函数、可行性准则、
       $\varepsilon$ 约束处理;
输出: 子代个体.
for 对于种群中任意个体依次执行:罚函数、可行性准则、 $\varepsilon$ 约束处理
  3个约束处理方法
  if 更新个体优于父代个体
    更新个体票数加1;
  else
    父代个体票数加1;
  end if
end
if 更新个体票数大于父代个体票数
  更新个体选为子代个体
else
  父代个体选为子代个体
end if

```

体将作为子代,具体伪代码如算法1所示.罚函数、可行性准则和 ε 约束处理方法详述如下.

1) 罚函数.

罚函数法是在代价函数中加入惩罚项,使得个体因违反约束而受到惩罚的一种约束处理方法^[23],如下式所示:

$$F(x) = f(x) + r_f \times G(x). \quad (18)$$

其中: $f(x)$ 为代价函数, $G(x)$ 为违反约束函数, r_f 为惩罚系数.

2) 可行性准则.

在可行性准则中,当个体 x_1 与 x_2 比较时,以下3种情况表明 x_1 较优^[24]:

- ① x_1 为可行解, x_2 为不可行解;
- ② x_1 和 x_2 均为可行解, x_1 比 x_2 的代价函数值小;
- ③ x_1 和 x_2 均为不可行解, x_1 比 x_2 的约束违反量小.

3) ε 约束处理法.

ε 约束处理法是通过 ε 参数来实现对约束的控制,其计算如下式所示^[25]:

$$\varepsilon(\text{gen}) = \begin{cases} \varepsilon(0) \left(1 - \frac{\text{gen}}{\text{genc}}\right)^{\text{cp}}, & 0 < \text{gen} < \text{genc}; \\ 0, & \text{gen} > \text{genc}. \end{cases} \quad (19)$$

当个体 x_i 与 x_j 比较时,当且仅满足下式所示情况, x_i 优于 x_j :

$$\begin{cases} f(x_i) < f(x_j), G(x_i) \leq \varepsilon \wedge G(x_j) \leq \varepsilon; \\ f(x_i) < f(x_j), G(x_i) = G(x_j); \\ G(x_i) < G(x_j), \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (20)$$

其中: $f(x_i)$ 、 $f(x_j)$ 分别为个体 x_i 和 x_j 的代价函数值; $G(x_i)$ 、 $G(x_j)$ 分别为个体 x_i 和 x_j 的约束违反值; $\varepsilon(0)$ 为按照约束违反量升序排列的第 θ 个个体对应的值,这里 θ 一般取 $0.05 \times \text{NP}$, NP 为种群规模; gen 为当前代数; genc 为一个阈值,一般介于 $[0.1 \times \text{MaxGen}, 0.8 \times \text{MaxGen}]$, MaxGen 为最大迭代次数; cp 为设定的常数,介于 $[2, 10]$.

2.2 多种群策略

本文采用多种群策略,将整个种群分为3个同规模的子种群(pop_1 、 pop_2 和 pop_3)和1个奖励子种群(pop_4).初始化阶段,将奖励子种群 pop_4 随机分配给子种群 pop_1 、 pop_2 和 pop_3 任意一个,随后将算法JADE、EPSDE和jDE依次分配给3个子种群进行优化.经历一个评估周期后,评价3个算法性能,并将奖励子种群 pop_4 分配给性能优的算法所在的子种群

中,其评价方法如下式所示:

$$pr = \left| \frac{\Delta f_i}{\Delta fes_i} \right|. \quad (21)$$

其中: pr 为评价比率, 比率越大, 性能越好; Δf_i 为第 i 个子种群在评估周期内每个个体适应度值变化量的累加值; Δfes_i 为第 i 个子种群总评价次数.

2.3 Lévy 运动策略

海洋捕食者算法 (marine predators algorithm, MPA) 是模拟海洋捕食者的觅食策略, 于 2020 年由美国伊利诺理工大学 Faramarzi 等^[26] 提出. 海洋捕食者算法可分为 3 个阶段: 第 1 阶段是捕食者的移动速度快于猎物 (即迭代的初始阶段, 小于最大代数的 1/3), 猎物模拟布朗运动, 捕食者不动. 第 2 阶段是捕食者与猎物的移动速度近似 (即迭代的中间阶段, 处于最大代数的 1/3 ~ 2/3 间), 种群的前半部分个体充当捕食者的角色, 模拟布朗运动; 种群的后半部分个体充当猎物的角色, 模拟 Lévy 运动. 第 3 阶段是捕食者比猎物移动速度慢 (即迭代的后期阶段, 大于最大代数的 2/3), 捕食者模拟 Lévy 运动.

本文主要采用海洋捕食者算法的第 3 阶段, 即算法迭代后期, 捕食者模拟 Lévy 飞行运动. 具体更新规则如下式所示:

$$\begin{aligned} \overrightarrow{stepsize}_i &= \overrightarrow{R}_L \otimes \overrightarrow{Elite}_i - \overrightarrow{Prey}_i, \\ \overrightarrow{Prey}_i &= \overrightarrow{Elite}_i + PCF \otimes \overrightarrow{stepsize}_i, \end{aligned} \quad (22)$$

$$CF = \left(1 - \frac{gen}{MaxGen} \right)^{(2 \times gen / MaxGen)}. \quad (23)$$

其中: R_L 为基于 Lévy 分布的随机数向量; $Elite_i$ 为精英矩阵; $Prey_i$ 为猎物矩阵; CF 为控制捕食者步长的自适应参数; P 为常数, 一般取 0.5.

捕食者移动的原因除了捕食猎物, 还有环境因素, 如涡流形成或鱼类聚集装置 (fish aggregating devices, FADs) 效应. FADs 扮演局部最优解, 其效应可表示为

$$\overrightarrow{prey}_i = \begin{cases} \overrightarrow{prey}_i + CF[\overrightarrow{X}_{min} + \overrightarrow{R} \otimes (\overrightarrow{X}_{max} - \overrightarrow{X}_{min})] \otimes \overrightarrow{U}, & r \leq FADs; \\ \overrightarrow{prey}_i + [FADs(1 - r) + r](\overrightarrow{prey}_{r_1} - \overrightarrow{prey}_{r_2}), & r > FADs. \end{cases} \quad (24)$$

其中: X_{max} 和 X_{min} 为无人机在 x 、 y 、 z 方向的上下限, U 为二进制向量, $FADs$ 为 FADs 效应对优化过程影响的概率, R 和 r 均为 $[0, 1]$ 内的随机数.

3 算例分析

为了评估所提出算法的性能, 本文设计了一个三维山地环境, 包括 3 个雷达区、4 个高炮区和 1 个禁飞区, 其详细参数如表 1 所示. 针对飞行场景模型, 采用栅格法划分飞行区域, 平面区域范围为 $100 \text{ km} \times 100 \text{ km}$, 高度范围为 $(0, 8 \text{ km})$. 无人机起点坐标为 $(5, 3, 0.1)$, 终点坐标为 $(90, 95, 0.1)$. 无人机自身性能参数设置如下: 最大飞行高度 $H_{max} = 0.2 \text{ km}$, 最小安全飞行高度 $H_{min} = 0.03 \text{ km}$, 最大偏航角 $r_{max} = 30$, 最大爬升角 $\gamma_{max} = \pi/6$.

表 1 场景参数设置

威胁类别						
雷达			高炮			禁飞区
中心	半径	等级	中心	半径	等级	
(35, 60)	7	6	(50, 30)	7	10	(60, 30)
(85, 60)	10	5	(50, 80)	7	8	(75, 30)
(23, 46)	7	7	(70, 75)	8	9	(60, 45)
			(50, 48)	7	5	(75, 45)

该实验的仿真平台为 Matlab R2018b, 计算机配置为 Intel (R) Xeon (R) Silver 4 110 CPU@2.10 GHz, 64 GB RAM, Windows 10 64 位操作系统. 为了验证所提出规划方法的性能, 与粒子群算法、灰狼算法以及现有的罚函数、可行性法则和 ε 约束处理方法对比, 本文中所有算法的策略配置如表 2 所示, 且均独立运行 50 次. 所提出算法的参数设置如表 3 所示.

表 2 算法策略设置

算法	约束方法	策略方法
本文算法	ECMPLM-DE	集成约束 多种群、Lévy 运动
对比算法	EC-PSO	集成约束 -
	EC-GWO	集成约束 -
	EC-DE	集成约束 -
	ECMP-DE	集成约束 多种群
	PFMPLM-DE	罚函数法 多种群、Lévy 运动
	ε CMPLM-DE	ε 约束处理 多种群、Lévy 运动
FRMPLM-DE	可行性法则 多种群、Lévy 运动	

表 3 算法参数设置

参数	设定值
种群数量	200
子种群数量	40
奖励子种群数量	80
最大迭代次数	300
评估周期	40
FADs	0.1

图 3 为 8 种算法独立运行 50 次, 各自规划出的最佳无人机飞行航迹侧视图. 其中: 圆柱体为雷达、高

炮威胁区域,长方体为禁飞区域.侧视图显示所提出算法和7种对比算法均可规划出一条从起点到目标点的飞行航迹,同时满足雷达、高炮、禁飞区和地形避碰等约束条件. EC-PSO规划出的飞行航迹有所不同,其余6种算法规划出的飞行航迹在空间位置上均近似.

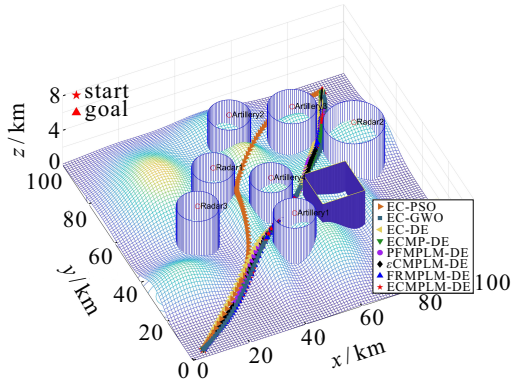


图3 规划的无人机飞行航迹

为了探究规划算法的差异性,表3给出了8种算法独立运行50次的性能指标,粗体为同一指标中的最优值.由表3可见,所提出算法ECMPLM-DE的最优值、最差值、中值、平均值和标准差指标均明显优于其他7种对比算法.为了更准确地评价集成约束技术,这里引入了可行率,其表示50次运行实验中,满足所有约束条件的飞行航迹的次数占比.可以看出:算法EC-PSO、EC-GWO可行率远低于EC-DE,这表明集成约束技术在解决多约束的无人机航迹规划问题中与差分进化算法相结合是更为可行的;算法ECMP-DE、PFMPLM-DE和ECMPLM-DE的可行率均可达到100%,其中所提出算法ECMPLM-DE和对比算法ECMP-DE均采用了集成约束技术,表明该方法在解决多约束的无人机航迹规划问题是有效的;对比算法EC-DE尽管采用了集成策略技术,可行率仅为62%,其原因很可能是算法除集成约束策略外并未采用其他优化策略;算法PFMPLM-DE采用了罚函数方法,可行率也可达到了100%,这也更进一步表明多种群策略、Lévy运动策略在优化过程中有效改善了算法的寻优能力.总体而言,在求解复杂多约束无人机航迹规划问题时,选择合适的约束机制、高效的优化策略尤为重要.

图4为8种算法独立运行50次中,满足约束条件的航迹演变累积频率曲线.所提出算法ECMPLM-DE的累积频率在较小的适应度值范围内(0.0384~0.1107)累积至1,即50次规划出的航迹均满足约束要求,且其适应度值的波动范围非常小;而算法ECMP-DE和PFMPLM-DE的累计频率也可达到1,但

是,其适应度值范围略大.进一步验证了所提出算法在解决多约束无人机航迹规划问题时的高效性和强稳定性.

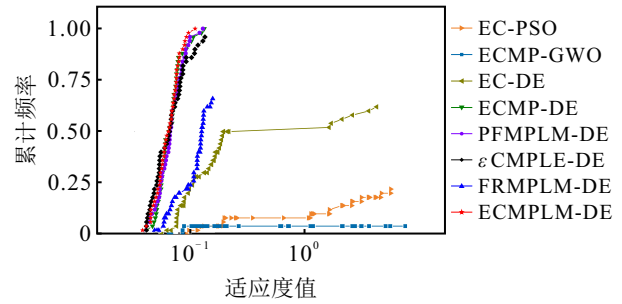


图4 演化中飞行航迹的累积频率

为了进一步验证所引入多种群策略、Lévy运动策略的高效性,图5给出了文中所涉及的8种算法独立运行50次中最优一次所对应的收敛曲线.对比算法EC-DE与ECMP-DE可以看出,引入的多种群策略随着演化,所提出算法的全局搜索能力明显改善;在演化后期,所提出算法ECMPLM-DE的寻优能力明显高于ECMP-DE,这正是Lévy运动策略引入的结果,增强了算法的局部搜索能力.

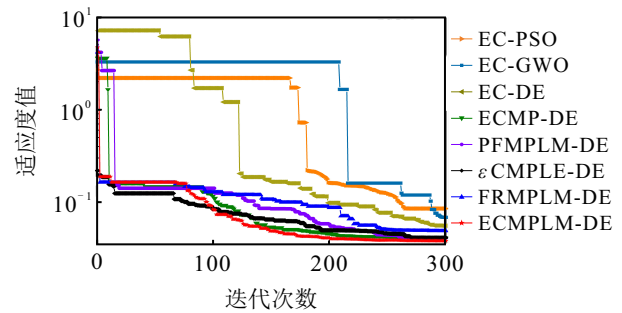


图5 规划方法的收敛曲线

为了定量评价所提出算法ECMPLM-DE的优势,引入了评价指标 P_i ,其评价方法如下式所示:

$$P_i = -\left(\frac{V_i^{\text{ECMPLM-DE}} - V_i^m}{V_i^m}\right) \times 100\%. \quad (25)$$

其中: m 为算法索引; $V_i^{\text{ECMPLM-DE}}$ 为算法ECMPLM-DE的指标值(即最佳值、最差值、中值、平均值、标准差); V_i^m 为 m 算法的指标 i 的值; P_i 为正值时,表示算法ECMPLM-DE优于其他算法,值越大优势越明显, P_i 为负值时,则反之.

图6为所提出算法ECMPLM-DE与算法EC-DE、ECMP-DE、PFMPLM-DE、 ϵ CMPLM-DE以及FRMPLM-DE的定量分析对比.由图6可见,所提出算法ECMPLM-DE在最佳值、最差值、中值、平均值和标准差指标上均明显高于其他对比算法,其中ECMPLM-DE与EC-PSO相比增幅最为明显(高于50%).从最优值和最差值上看,ECMPLM-DE较其他

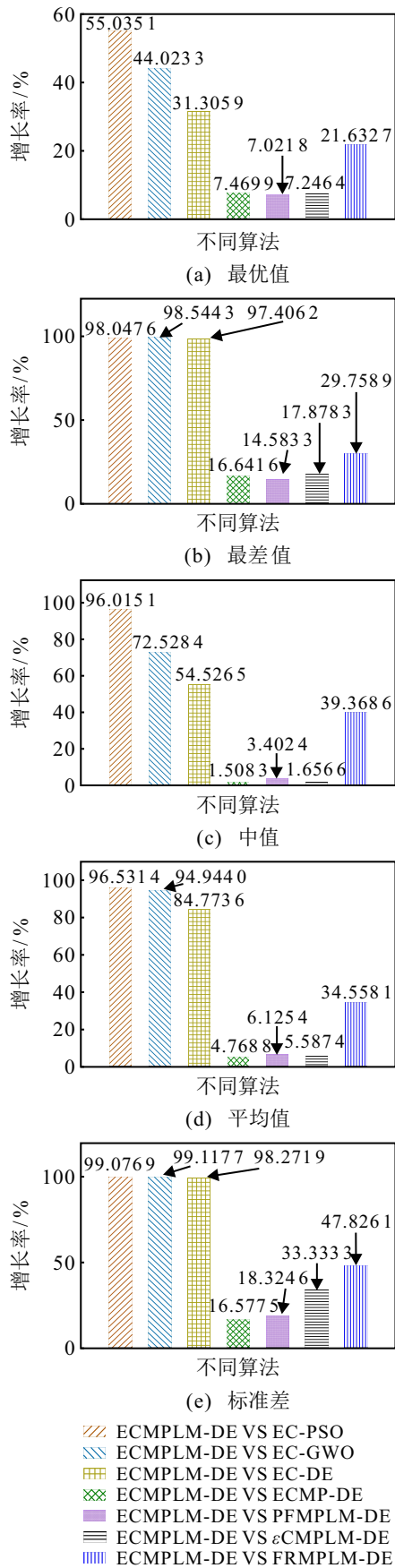


图6 规划方法的定量比较

算法的增幅均明显,表明所提出规划方法在优化航迹方面的高效性;从标准差上看,ECMPMLM-DE较其他7种对比算法增幅均在15%以上,最大增幅甚至高达

99%,这表明所提出算法在优化航迹方面具有较强的稳定性.

4 结论

1) 采用分阶段规划的思想,将多种群差分进化算法与海洋捕食者算法的Lévy运动优化相结合,多种群策略丰富了规划第1阶段种群的多样性,Lévy运动策略加速了规划第2阶段算法的收敛性.与现有流行的约束处理机制对比结果表明,所提出无人机航迹规划方法收敛性好、稳定性强.

2) 采用集成约束策略机制,融合了罚函数、可行性准则和 ϵ 约束处理3种约束处理方法,动态地调整子代的选择机制,经对比结果表明,该集成约束策略适合求解复杂多约束无人机航迹规划问题.

3) 经系统地对比验证,所提出算法在整体性能上优于其他7种对比算法,能够有效地求解复杂多约束无人机航迹规划问题.

参考文献(References)

- [1] Jiang W, Lv Y X, Li Y F, et al. UAV path planning and collision avoidance in 3D environments based on POMPD and improved grey wolf optimizer[J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 121: 107314.
- [2] 吴坤, 谭劭昌. 基于改进鲸鱼优化算法的无人机航路规划[J]. 航空学报, 2020, 41(S2): 724286. (Wu K, Tan S C. Path planning of UAVs based on improved whale optimization algorithm[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(S2): 724286.)
- [3] 孙彪, 朱凡. 基于改进型Dijkstra算法的航迹规划[J]. 弹箭与制导学报, 2007, 27(3): 320-322. (Sun B, Zhu F. Study on track-planning based on improved dijkstra algorithm[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2007, 27(3): 320-322.)
- [4] Huo L S, Zhu J H, Wu G H, et al. A novel simulated annealing based strategy for balanced UAV task assignment and path planning[J]. Sensors: Basel, Switzerland, 2020, 20(17): 4769.
- [5] 李季, 孙秀霞. 基于改进A-Star算法的无人机航迹规划算法研究[J]. 兵工学报, 2008, 29(7): 788-792. (Li J, Sun X X. A route planning's method for unmanned aerial vehicles based on improved A-Star algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2008, 29(7): 788-792.)
- [6] Patro S K, Saini R P. Mathematical modeling framework of a PV model using novel differential evolution algorithm[J]. Solar Energy, 2020, 211: 210-226.
- [7] Liu Y, Zhang X J, Guan X M, et al. Adaptive sensitivity decision based path planning algorithm for unmanned aerial vehicle with improved particle swarm optimization[J]. Aerospace Science and Technology, 2016, 58: 92-102.
- [8] Zhen Z Y, Chen Y, Wen L D, et al. An intelligent

- cooperative mission planning scheme of UAV swarm in uncertain dynamic environment[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, 100: 105826.
- [9] 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.
- [10] Qu C Z, Gai W D, Zhong M Y, et al. A novel reinforcement learning based grey wolf optimizer algorithm for unmanned aerial vehicles(UAVs) path planning[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 89: 106099.
- [11] Wang G G, Chu H C E, Mirjalili S. Three-dimensional path planning for UCAV using an improved bat algorithm[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2016, 49: 231-238.
- [12] Dasdemir E, Köksalan M, Öztürk D T. A flexible reference point-based multi-objective evolutionary algorithm: An application to the UAV route planning problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2020, 114: 104811.
- [13] Peng C D, Qiu S J. A decomposition-based constrained multi-objective evolutionary algorithm with a local infeasibility utilization mechanism for UAV path planning[J]. *Applied Soft Computing*, 2022, 118: 108495.
- [14] Zhang X Y, Duan H B. An improved constrained differential evolution algorithm for unmanned aerial vehicle global route planning[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 26: 270-284.
- [15] Shen Y, Zhu Y L, Kang H W, et al. UAV path planning based on multi-stage constraint optimization[J]. *Drones*, 2021, 5(4): 144.
- [16] 李智勇, 黄滔, 陈少森, 等. 约束优化进化算法综述[J]. *软件学报*, 2017, 28(6): 1529-1546.
(Li Z Y, Huang T, Chen S M, et al. Overview of constrained optimization evolutionary algorithms[J]. *Journal of Software*, 2017, 28(6): 1529-1546.)
- [17] Hu T F, Shi Y, Luan Z Y, et al. Ensemble of constraint-handling techniques for solving reservoir scheduling problems[J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2019, 21(6): 962-979.
- [18] Wen X P, Wu G H, Fan M F, et al. Voting-mechanism based ensemble constraint handling technique for real-world single-objective constrained optimization[C]. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Glasgow, 2020: 1-8.
- [19] Sachdeva K, Gosain A. Materialized view selection applying differential evolution algorithm combined with ensembled constraint handling techniques[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 80(21/22/23): 31619-31645.
- [20] Zhang J Q, Sanderson A C. JADE: Adaptive differential evolution with optional external archive[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5): 945-958.
- [21] Mallipeddi R, Suganthan P N, Pan Q K, et al. Differential evolution algorithm with ensemble of parameters and mutation strategies[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 1679-1696.
- [22] Brest J, Greiner S, Boskovic B, et al. Self-adapting control parameters in differential evolution: A comparative study on numerical benchmark problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(6): 646-657.
- [23] Wang B C, Li H X, Feng Y, et al. An adaptive fuzzy penalty method for constrained evolutionary optimization[J]. *Information Sciences*, 2021, 571: 358-374.
- [24] Javed H, Jan M A, Tairan N, et al. On the efficacy of ensemble of constraint handling techniques in self-adaptive differential evolution[J]. *Mathematics*, 2019, 7(7): 635.
- [25] Cantú V H, Azzaro-Pantel C, Ponsich A. Constraint-handling techniques within differential evolution for solving process engineering problems[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 108: 107442.
- [26] Faramarzi A, Heidarinejad M, Mirjalili S, et al. Marine predators algorithm: A nature-inspired metaheuristic[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 152: 113377.

作者简介

柴旭朝(1982—), 男, 副教授, 博士, 从事无人机协同规划、智能控制等研究, E-mail: xzchai@zut.edu.cn;

周游(1998—), 女, 硕士生, 从事智能优化技术在无人机航迹规划的研究, E-mail: zyou2019@163.com;

闫李(1987—), 男, 副教授, 博士, 从事智能优化理论及其应用等研究, E-mail: yanli@zut.edu.cn;

梁静(1981—), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能优化理论及其应用等研究, E-mail: liangjing@zzu.edu.cn;

瞿博阳(1984—), 男, 教授, 博士, 从事智能优化理论及其应用等研究, E-mail: quboyang@zut.edu.cn;

卞芳方(1988—), 女, 讲师, 博士, 从事电机设计与分析等研究, E-mail: bianffjs@163.com;

王昊昱(1998—), 男, 硕士生, 从事智能优化技术在无人机航迹规划的研究, E-mail: w384336761@outlook.com.