DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413512

基于改进遗传粒子群算法的无人机路径规划*

武晓雯,郭孟营,胡阿建,吴 卿
(哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院 哈尔滨 150080)

摘 要:针对无人机高效飞行路径规划问题,提出一种改进遗传粒子群算法(IHGPA)。该算法在粒子群算法的基础上,融合多种策略,改善了收敛效果和解的质量。首先,为提升全局寻优能力,IHGPA 算法引入分区优化策略,通过构建动态参数调整机制,优化了粒子速度与位置更新方式。其次,改进遗传算法的选择、交叉、变异算子进一步强化寻优能力,其中选择阶段采用轮盘赌方法与模拟退火算法优化并保留精英个体,交叉阶段结合概率算术交叉与改进模拟二进制交叉增加算法的种群多样性,变异阶段融合莱维飞行长步长扰动与多项式变异避免局部最优。最后,通过划分搜索区域交换最优解信息,并设置收敛检测机制,当适应度值小于设定阈值时对粒子进行二次优化,防止算法过早收敛。实验结果表明,在障碍物分散的环境 1 中,IHGPA 算法的最佳适应度值相比遗传算法、粒子群算法、狼群算法、人工蜂群算法、蜣螂优化算法分别减少 78.130%、46.190%、53.990%、41.124%、67.376%;在障碍物密集的环境 2 中,IHGPA 算法的最佳适应度值相比上述算法分别减少 89.990%、75.088%、76.503%、71.048%、81.061%。IHGPA 算法能有效规划出安全且平滑的最佳飞行路径,并经多次实验验证展现出较好的稳定性和可靠性。

关键词: 粒子群算法;无人机;路径规划;遗传算法
中图分类号: TH166 TP242 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 510.80

Path planning for UAV based on improved hybrid genetic particle swarm algorithm

Wu Xiaowen, Guo Mengying, Hu Ajian, Wu Qing
(*School of Measurement and Control Technology and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China*)

Abstract: To tackle the challenge of efficient flight path planning for unmanned aerial vehicle (UAV), an enhanced hybrid genetic-particle swarm algorithm (IHGPA) is proposed. This algorithm, based on particle swarm optimization (PSO), integrates multiple strategies to enhance both convergence performance and solution quality. Firstly, to improve global optimization, a partition optimization strategy is introduced into the IHGPA, and a dynamic parameter adjustment mechanism is employed to optimize the particle velocity and position update methods. Secondly, the genetic algorithm's selection, crossover, and mutation operators are refined to further boost optimization capabilities. During selection, a combination of the roulette wheel method and simulated annealing algorithm is used to preserve elite individuals. In the crossover phase, probabilistic arithmetic crossover and an improved simulation binary crossover are integrated to increase population diversity. For mutation, Lévy flight long-step perturbation and polynomial mutation are fused to prevent premature convergence. Finally, by drviding the search area to exchange optimal solution in formation and implementing a convergence detection mechanism is implemented, where particles undergo secondary optimization if their fitness value falls below a predefined threshold, preventing the algorithm from getting trapped in local optima. Experimental results show that, in environment 1 with scattered obstacles, the best fitness value of the IHGPA undperforms genetic algorithm, particle swarm optimization, wolf pack algorithm, artificial bee colony algorithm, and dung beetle optimizer by 78.130%, 46.190%, 53.990%, 41.124%, and 67.376%, respectively. In environment 2, with dense obstacles, IHGPA′s best fitness value is reduced by 89.990%, 75.088%, 76.503%, 71.048%, and 81.061%, respectively. The IHGPA effectively generates safe, smooth, and optimal flight paths while demonstrating outstanding

收稿日期:2024-11-20 Received Date: 2024-11-20
*基金项目:国家自然科学基金(62205091)项目资助

stability and reliability across multiple verification trials.

Keywords: particle swarm optimization; unmanned aerial vehicle; path planning; genetic algorithm

0 引 言

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)因其体积小、机动性高、成本低等优势,在军事及民用领域得到广泛应用[1-3]。路径规划技术作为无人机飞行的重要保障,旨在引导无人机在指定环境中避开障碍物和其他飞行器,寻找最优或近似最优的飞行路径,从而确保飞行任务的顺利完成[4-6]。

目前,常用于路径规划领域的算法有粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)[4,7]、遗传算法(genetic algorithm, GA)[8-9]、蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)[10-11]、A* 算法[12-13]等。其中,PSO 算法凭借其群体间的信息共享机制,以其计算简单、收敛速度快、鲁棒性好而在路径规划中备受青睐[14-18]。然而,传统 PSO 算法在处理复杂问题时易陷入局部最优[19-20]。提升 PSO 算法性能的方法主要有两种:1)PSO 算法自身参数改进,如粒子惯性权重和学习因子[21]。例如,Shao 等[22]采用基于混沌的 Logistic 映射优化粒子初始化,并通过自适应策略调整速度和加速度系数,以及突变更新策略加速收敛并提高解的质量。Zhang 等[23]通过调整这些参数来防止算法陷入局部最小值,提高收敛速度,并利用适应度方差衡量粒子多样性,防止算法过早收敛。徐建新等[18]采用混沌粒子初始化,并用自适应加速度系数替代 PSO 算法加速度常数,采用无人机运动编码,从而提高解的最优性、搜索效率和避免局部最优。2)PSO 算法与其他进化算子集成[24]。例如,Das 等[25]将人类社会治理的理念融入 PSO 算法,并融合 GA 算法的多交叉算子和蜂群算子,以此增强粒子的优化能力。陈天培等[26]提出融合蚁群信息素与模糊逻辑的 PSO 算法,加速收敛和有效避免了局部最优。Yu 等[27]提出一种 PSO 算法与模拟退火算法(simulated annealing, SA)混合的策略,通过避免局部收敛的同时,让每个粒子根据维度学习策略整合全局最优解的有效信息,加速算法收敛速度。

综上所述,为进一步改善 PSO 算法在无人机路径规划领域存在易陷入局部最优和寻优能力不足的问题,提出一种改进遗传粒子群算法(improved hybrid genetic particle swarm algorithm, IHGPA)。首先,构建包含多个飞行轨迹评估标准的综合目标函数,将无人机路径规划问题转化成数学优化问题。其次,在 PSO 算法的基础上,引入自适应参数调整和高斯扰动优化粒子更新过程。同时,融合经 SA 算法强化选择算子的改进遗传算法,采用基于交叉概率的算术交叉方式和动态模拟二进制交叉的方法提高全局搜索,融合莱维飞行与多项式变异策略避免局部最优。最后,IHGPA 算法引入分区优化和信息交互共享策略,进一步提高算法在复杂环境中的寻优能力,并利用收敛检测和二次优化机制防止过早收敛和改善解的质量。MATLAB 仿真结果显示,IHGPA 算法在不同复杂度的山地环境中寻找最佳飞行路径时性能表现优异,与其他算法相比,展现出更强的稳定性和适应性。

1 环境模型和问题描述

1.1 环境建模

实施无人机路径规划前,需构建整合起点、终点及复杂地貌障碍信息的三维空间模型,确保飞行安全。利用式(1)建立山地地形[8]。

$$z(x,y)=\sum_{i=1}^{P}h_i\exp\left[-\left(\frac{x-x_i}{x_{si}}\right)^2-\left(\frac{y-y_i}{y_{si}}\right)^2\right] \tag{1}$$

式中:x_i、y_i 是第 i 个山峰的中心坐标值;x_{si} 和 y_{si} 分别决定山峰沿 x 和 y 轴方向的坡度变化率;h_i 确定山峰的高度;P 是山峰的总数。

1.2 适应度函数设计

1)路径长度代价

无人机飞行路径是由起始点到目标点的 N 个有序航路点构成。长度代价函数如式(2)[28]所示。

$$f_1=\sum_{i=1}^{N-1}\sqrt{(x_{i+1}-x_i)^2+(y_{i+1}-y_i)^2+(z_{i+1}-z_i)^2} \tag{2}$$

式中:N 表示路径节点的数量;(x_i, y_i, z_i)和$(x_{i+1}, y_{i+1}, z_{i+1})$表示第 i 个节点和第 i+1 个节点的坐标。

2)偏航角代价

偏航角 φ_{ij} 是指投影到 Oxy 平面上的两个连续路径段之间形成的角度,例如节点 $W_{i,j+1}$ 处的偏航角为两个相邻边$\overrightarrow{W_{i,j}W_{i,j+1}}$和$\overrightarrow{W_{i,j+1}W_{i,j+2}}$投影到 Oxy 平面后相邻边之间的角度,如图 1 所示。

偏航角的计算公式如式(3)[29]所示。

$$\varphi=\sum_{j=1}^{N-2}\arctan\left(\frac{\|\overrightarrow{W'_{i,j}W'_{i,j+1}}\|\times\|\overrightarrow{W'_{i,j+1}W'_{i,j+2}}\|}{\overrightarrow{W'_{i,j}W'_{i,j+1}}\cdot\overrightarrow{W'_{i,j+1}W'_{i,j+2}}}\right) \tag{3}$$

偏航角代价函数的计算公式如式(4)所示。

$$f_2=\varphi+\max(\varphi) \tag{4}$$

故整体适应度函数 F 的定义形式如式(5)所示。

$$F=k_1f_1+k_2f_2 \tag{5}$$

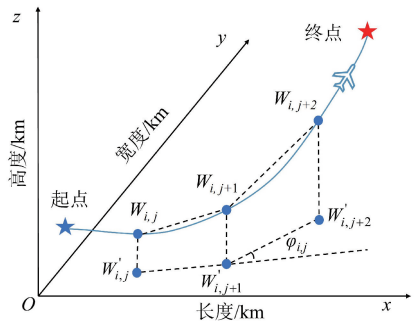


图 1　转弯角示意图

Fig. 1　Diagram of turning angle

式中:k_1 和 k_2 分别是长度代价函数和偏航角代价函数的惩罚系数。

2　改进粒子群算法设计

对 PSO 算法的改进主要包括两个方面。首先,通过动态调整粒子速度,提高算法收敛速度。其次,结合 GA 算法的选择、交叉和变异机制,增强算法的寻优能力。通过这两种方式对粒子进行分区优化和信息交互,并结合收敛检测和二次优化机制,改善探索空间解的能力和收敛性。

2.1　粒子群算法与原理描述

PSO 算法作为一种群体智能优化策略,是模拟鸟群觅食行为来在解空间中搜索最优解[15]。粒子通过调整位置和速度来优化解,每个粒子在搜索过程中引导自身和群体向最佳解靠拢,以实现全局优化[4,30]。其中利用式(6)进行粒子速度和位置更新[27]。

$$\begin{cases} \boldsymbol{v}_i = \omega \boldsymbol{v}_i + c_1 r_1(\boldsymbol{p}_i - \boldsymbol{x}_i) + c_2 r_2(\boldsymbol{g}_i - \boldsymbol{x}_i) \\ \boldsymbol{x}_i = \boldsymbol{x}_i + \boldsymbol{v}_i, \quad i = 1,2,\cdots,S \end{cases} \tag{6}$$

式中:$\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{v}_i$ 是第 i 个粒子的位置和速度;ω 是惯性权重;c_1 和 c_2 是学习因子;r_1 和 r_2 是 0 ~ 1 的随机数;$\boldsymbol{p}_i$ 和 $\boldsymbol{g}_i$ 分别表示局部和全局最佳位置;S 是粒子总数。

2.2　粒子群算法改进

1)高斯扰动粒子更新机制

为提高 IHGPA 算法收敛性和防止过早陷入局部最优解,在 PSO 算法中引入动态学习因子和惯性权重,使算法逐渐从全局搜索转向局部搜索。具体的学习因子 c_1、c_2 和惯性权重 ω 的设置如式(7)和(8)所示。

$$\begin{cases} c_1 = c_{1ini} + (c_{1fin} - c_{1ini}) \times \exp[-\sin(2it^2/Maxit)] \\ c_2 = c_{2ini} + (c_{2fin} - c_{2ini}) \times \exp[-\sin(2it^2/Maxit)] \end{cases} \tag{7}$$

$$\omega = \omega_{ini} + (\omega_{fin} - \omega_{ini}) \times \exp[-\sin(2it^2/Maxit)] \tag{8}$$

式中:it 表示当前迭代次数;$Maxit$ 是最大迭代次数;c_{1ini}、c_{1fin}、c_{2ini}、c_{2fin}、ω_{ini} 和 ω_{fin} 是涉及到的常数参数。

在速度更新机制中融入高斯噪声扰动,增强搜索过程的随机性的同时有效地防止算法过早收敛。利用标准正态分布 $N(0,1)$ 代表高斯噪声,故 IHGPA 中每个粒子的速度更新机制如式(9)所示。

$$\boldsymbol{v}_i = \omega \boldsymbol{v}_i + c_1 r_1(\boldsymbol{p}_i - \boldsymbol{x}_i) + c_2 r_2(\boldsymbol{g}_i - \boldsymbol{x}_i) + 0.05 \times N(0,1) \tag{9}$$

2)改进遗传算法算子

为改善粒子性能,提升算法寻优能力,在 PSO 算法中引入改进遗传算法算子。

(1)选择算子

选择操作首先使用轮盘赌方法找出优秀父代,其次使用 SA 算法对产生的父代进行优化。其中 SA 算法接受新解的概率如式(10)[27]所示。

$$P = \exp(-(fit' - fit)/T) \tag{10}$$

式中:fit' 是新解适应度值;T 是系统温度。

(2)交叉算子

使用黄金比例 $\varphi = (1 + \sqrt{5})/2$ 和正弦函数、指数函数根据迭代次数动态调整交叉概率,使得搜索过程既能保持一定的探索性,又能逐渐收敛到最优解。交叉概率如式(11)所示。

$$P_c = m_1\left(1 + \sin\left(\frac{2\pi}{(1+\varphi)} \times P_{c_ini}\right)\right) \times e^{-\lambda_1 \cdot it} \tag{11}$$

式中:m_1 是正弦函数调整参数;λ_1 代表交叉概率下降速度;P_{c_ini} 是交叉概率常数。

采用基于交叉概率的算数交叉和模拟二进制交叉(simulated binary crossover, SBX)结合的交叉方式,并对 SBX 进行动态改进。选择机制产生的父代为 $x_1(x_1^1,x_1^2,\cdots,x_1^n)$ 和 $x_2(x_2^1,x_2^2,\cdots,x_2^n)$,利用式(12)交叉产生子代 $c_1'(c_1^{1'},c_1^{2'},\cdots,c_1^{n'})$ 和 $c_2'(c_2^{1'},c_2^{2'},\cdots,c_2^{n'})$。

$$\begin{cases} c_1' = x_1 \times P_c + x_2 \times (1 - P_c) \\ c_2' = x_2 \times P_c + x_1 \times (1 - P_c) \end{cases} \tag{12}$$

在基础 SBX 上加入 t 分布扰动,增加种群搜索多样性,防止算法陷入局部最优。交叉公式如式(13)和(14)所示。

$$\begin{cases} c_1 = 0.5 \times [(1+\beta) \times c_1' + (1-\beta) \times c_2'] + 2t \\ c_2 = 0.5 \times [(1-\beta) \times c_1' + (1+\beta) \times c_2'] + 2t \end{cases} \tag{13}$$

$$\beta = \begin{cases} (2u)^{1/(\eta+1)}, & u \leqslant 0.5 \\ \left(\dfrac{1}{2-2u}\right)^{1/(\eta+1)}, & u > 0.5 \end{cases} \tag{14}$$

式中:t 是一个服从自由度为 3 的 t 分布随机数;u 为 0~1 随机数。

交叉参数 β 控制交叉操作的非线性程度,随着迭代次数进行变化,使得搜索过程在不同阶段具有不同的探索与

开发能力。其中粒子分布系数 η 的设置如式(15)所示。

$$\eta = 2 \times \left(1 + 0.2 \times \cos\left(2\pi \times \frac{it}{15}\right)\right) \tag{15}$$

式中:it 代表当前迭代次数。

(3)变异算子

变异算子通过随机修改某些基因引入多样性,有助于算法跳出局部最优。变异概率如式(16)所示。

$$P_m = m_2\left(1 + \sin\left(\frac{2\pi}{(1+\varphi)} \times P_{m_ini}\right)\right) \times e^{-\lambda_2 \cdot it} \tag{16}$$

式中:m_2 是正弦函数调整参数;λ_2 代表变异概率下降速度;P_{m_ini} 是变异概率常数。

变异方式采用基于莱维飞行的多项式变异。莱维飞行的随机搜索可以帮助算法跳出局部最优[16]。其变异公式如式(17)~(19)[31]所示。

$$s = u/|v|^{1/\beta} \tag{17}$$

$$u \sim N(0,\sigma_u^2), v \sim N(0,\sigma_v^2) \tag{18}$$

$$\sigma_u = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma((1+\beta)/2) \times \beta \times 2^{(\beta-1)/2}}\right]^{1/\beta}, \sigma_v = 1 \tag{19}$$

式中:u 和 v 是服从正态分布的随机变量;标准差分别为 σ_u 和 σ_v;Γ 是标准的 Gamma 函数。

使用随机数 r_1、r_2、α 得出步长比例因子,根据迭代次数动态调整 α 和 β 以改变步长,增加种群多样性,因此莱维飞行步长设置如式(20)和(21)所示。

$$Levy(\beta) = s \times (\alpha \times r_1/|r_2|^{1/\beta}) \tag{20}$$

$$\begin{aligned}\alpha &= \max\left(0.6 - 0.1 \times \frac{it}{Maxit}, 0.5\right)\\ \beta &= \max\left(1.5 - 0.1 \times \frac{it}{Maxit}, 1\right)\end{aligned} \tag{21}$$

在莱维飞行基础上引入多项式变异,使其保持部分个体特性的同时,引入新的特征组合,增强全局搜索能力。多项式变异公式如式(22)~(24)所示。

$$V(k) = Levy(\beta) + \delta \times (u_k - l_k) \tag{22}$$

$$\delta = \begin{cases}\left[2u + (1-2u)(1-\delta_1)^{1/(\eta_m+1)}\right] - 1, & u \leqslant 0.5\\ 1 - \left[2(1-u) + 2(u-0.5) \times (1-\delta_2)^{(\eta_m+1)}\right]^{1/(\eta_m+1)}, & u > 0.5\end{cases} \tag{23}$$

$$\begin{cases}\delta_1 = \dfrac{(Levy(\beta) - l_k)}{(u_k - l_k)}\\ \delta_2 = \dfrac{(u_k - (Levy(\beta)))}{(u_k - l_k)}\end{cases} \tag{24}$$

其中,u_k 和 l_k 分别表示变量的最大值与最小值。

变异的整体公式如式(25)所示。

$$c_i'(t) = c_i(t) + V(k) \tag{25}$$

2.3 基于 IHGPA 的无人机路径规划方法

IHGPA 算法通过改进后的 PSO 算法和 GA 算法对粒子进行优化,结合分区概念、收敛检测策略进一步提高算法的全局搜索能力和收敛速度,避免算法陷入局部最优。IHGPA 算法的原理和步骤为:

1)粒子分区策略。IHGPA 算法根据粒子适应度值对粒子进行分类,将其划分为优势粒子和劣势粒子。优势粒子适应度较低,表现较优,而劣势粒子适应度较高,运用不同优化策略分区优化粒子。

2)动态 PSO 算法优化优势粒子。对于优势粒子,IHGPA 算法采用基于动态参数调整的 PSO 算法。根据不同的迭代阶段,自主调整全局搜索与局部开发之间的关系。在早期阶段,增加粒子的探索性,促使粒子跳出局部最优解;在后期迭代阶段,增强局部开发能力,以加速收敛。

寻找优势粒子中表现最优的粒子,即最优粒子 *best_pso*,并记录其在分区中的位置索引 *index_pso*。

3)改进 GA 算法优化劣势粒子。IHGPA 算法通过改进 GA 算法对劣势粒子进行优化。选取优势粒子中适应度较低的前一半染色体作为父代个体,通过选择、交叉和变异操作生成新的个体。然后新生成的粒子群体再次进行动态 PSO 算法优化。

寻找劣势粒子中表现最优的粒子,即最优粒子 *best_ga*,并记录其在种群中的位置索引 *index_ga*。

4)最优粒子信息交互。IHGPA 算法引入最优粒子交换机制,进一步提升种群的整体性能。将 *best_pso* 与 *best_ga* 的位置信息互换,并与原始粒子群中的适应度值进行比较,仅保留适应度值较低的个体。

这种交互式优化策略充分利用不同分区粒子之间的协作与互补优势,有效提升算法的全局搜索能力。

5)收敛检测与二次优化。IHGPA 算法在迭代过程中引入二次优化机制。当检测到当前代最优解与上一代最优解之间的差距小于预设阈值(阈值设为 3)时,算法再次按照 1)的分区优化策略,对粒子群进行重新优化。

二次优化机制可以重新激发粒子的探索能力,提升算法寻优能力,防止算法陷入局部最优。

3 实验与分析

按照式(1)建立两个分布密集程度不同的环境。在两种地形环境中进行模拟,模型参数如表 1 所示。

表 1 模型参数设置

Table 1 Model parameter setting

参数	参数值	参数	参数值
空间/km	100×100×100	路径节点个数	8
起点/km	(5,5,5)	最大偏航角	45°
终点/km	(95,95,35)	最大俯仰角	45°

3.1　环境 1 下的无人机路径规划

1)与经典智能算法对比

在环境 1 中,障碍物分布较为分散,将 IHGPA 算法与 GA、PSO、人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm, ABC)、狼群算法(wolf pack algorithm, WPA)4 种经典算法进行对比。其中 ABC 算法是在 2005 年由 Karaboga 小组提出的一种启发式智能搜索算法,具有快速收敛、易于实现、局部寻优能力强的特点[32-33];WPA 算法是在 2013 年由吴虎胜等[34-36]系统提出的智能算法,具有良好的全局优化能力和收敛速度。

如图 2 所示,分别展示了 5 种算法对应的路径。从这 2 幅图像中可以观察到,GA 算法和 WPA 算法在路径规划中多次出现大幅度转弯,对于无人机的飞行效率与稳定性不利;PSO 算法和 ABC 算法所生成的路径虽然相对平滑,但路径长度上也未达到最短;IHGPA 算法则能够找到一条既平滑又相对较短的路径,这在无人机路径规划中是一个显著优势。

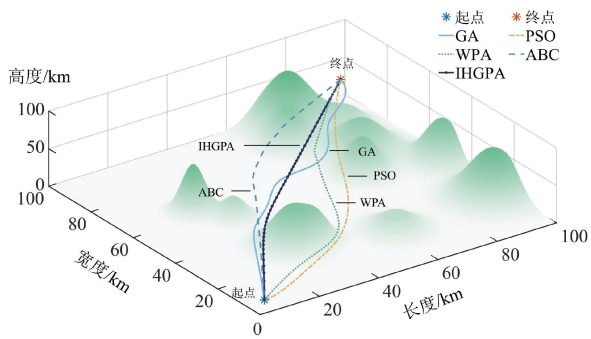


图 2　环境 1 无人机路径规划经典算法立体图

Fig. 2　3D diagram of UAV path planning using classical algorithms in environment 1

如图 3 所示,展示了上述算法对应的适应度变化情况。GA 算法在第 6 代时陷入局部最优,适应度最高为 1 177.02,寻优能力差;PSO 算法在 69 代时达到了初步收敛,但在 196 代时又发生了显著变化,最终适应度为 429.051,显示出其收敛过程的不稳定性;WPA 算法在 13 代达到收敛,适应度值较高为 545.621;ABC 算法在 36 代收敛,适应度较低为 392.471,尽管其收敛速度较快,但解的质量仍有待提升;相比之下,IHGPA 算法在 57 代时达到了收敛状态,适应度值最小为 220.360,在后续过程中虽然有所变化,但变化都极为微小。这表明 IHGPA 算法不仅具有较强的收敛能力,而且在寻找最优解方面也表现出色。综上所述,IHGPA 算法在无人机路径规划任务中相较于其他 4 种算法具有更明显的优势。

2)与新型智能算法对比

蜣螂优化算法(dung beetle optimizer, DBO)是一种在 2023 年由 Xue 等[37-39]提出的新型智能优化算法,其灵感来源于蜣螂的滚球、舞蹈、繁殖和觅食等生物行为,能够有效地在复杂搜索和优化问题中寻找最优解。目前,DBO 算法被应用于解决高维特征选择和数据聚类等领域的优化问题,并在路径规划等新兴领域得到初步探索[40]。然而,研究表明该算法仍存在全局探索能力不足和易陷入局部最优等局限性[41-42]。

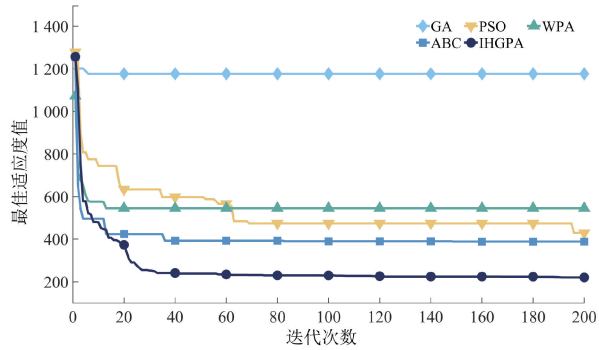


图 3　环境 1 经典算法适应度值变化

Fig. 3　Variation of fitness values of classical algorithms in environment 1

如图 4 所示,展示了 IHGPA 算法与 DBO 算法的路径规划结果。在相同障碍环境下,DBO 算法生成的路径较长,转弯明显;IHGPA 算法对应的路径短而平滑,转弯角度较小。再次证明 IHGPA 算法在路径规划方面的有效性,能够生成一条安全平滑的最短路径。

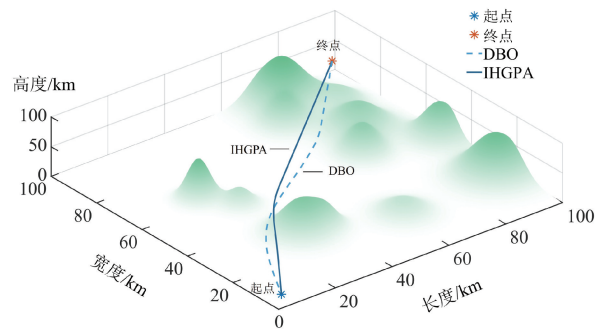


图 4　环境 1 中无人机路径规划新型算法立体图

Fig. 4　3D diagram of UAV path planning using novel algorithm in environment 1

如图 5 所示,适应度变化曲线进一步揭示算法性能差异。DBO 算法在 0~30 代呈现快速下降趋势,随后适应度变化趋于平缓,最终适应度值稳定在 359.693。相比之下,IHGPA 算法在保持收敛速度的同时显著提升搜索能力,其适应度值在 40 代后趋于稳定(223.216),较 DBO 算法优化 37.943%。

上述实验结果充分体现了 IHGPA 算法比 DBO 算法在探索最优解能力和收敛性方面的显著优势。

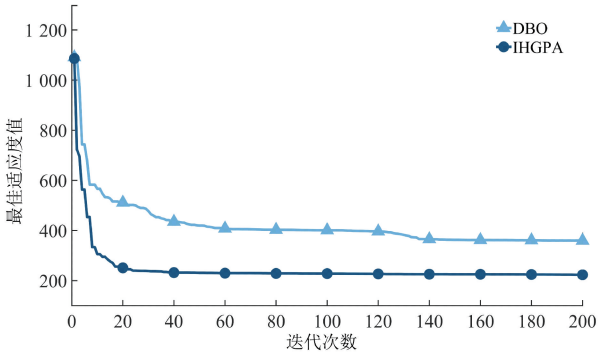


图 5 环境 1 新型算法适应度值变化

Fig. 5 Variation of fitness values of novel algorithm in environment 1

3)算法稳定性验证

通过 10 次重复实验验证算法有效性,并对实验结果进行分析。如图 6 所示,GA、WPA 和 DBO 算法的最佳适应度值波动范围较大,具有较高的不稳定性;PSO 算法和 ABC 算法的优化性能相对稳定,其最佳适应度值集中在 300~600;相比之下,IHGPA 算法的最佳适应度值最为稳定且最小,介于 200~230,这一实验结果充分证实 IHGPA 算法在路径规划任务中具有优异的稳定性。

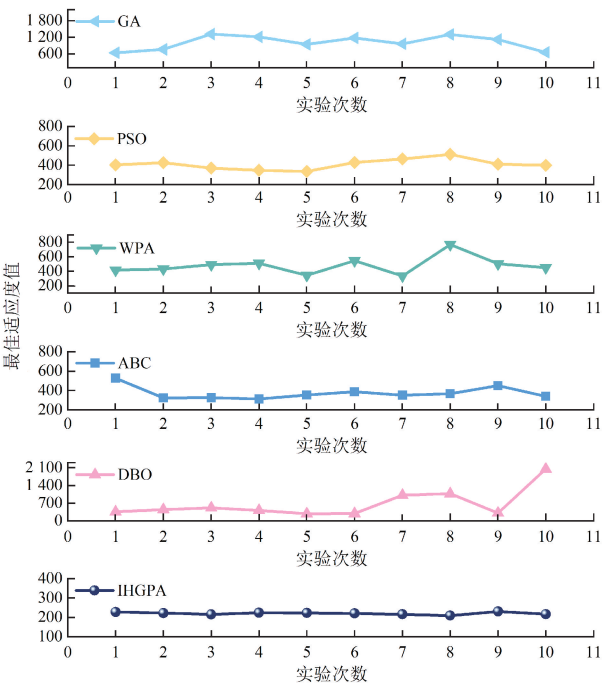


图 6 10 次实验最佳适应度值变化情况

Fig. 6 Changes in the best fitness values from ten experiments

为了更全面的验证算法的性能,引入 4 项性能指标:最佳适应度值、平均适应度值、转弯角度总和与最大转弯角度。如图 7 所示,对于 10 次实验的平均数据,IHGPA 的 4 项性能指标均为最小值。IHGPA 算法相较于 GA 在最佳适应度值、平均适应度值、转弯角度总和与最大转弯角度方面分别减少 78.130%、74.982%、90.451%、84.929%;与 PSO 相比,分别减少 46.190%、46.165%、69.483%、57.598%;与 WPA 相比,分别减少 53.990%、52.524%、75.207%、69.973%;与 ABC 相比,IHGPA 算法分别减少 41.124%、36.577%、61.443%、66.162%。与新型智能算法 DBO 算法相比,IHGPA 在最佳适应度值、平均适应度值、转弯角度总和与最大转弯角度方面分别减少 67.376%、66.711%、79.668%、83.976%。这些性能提升不仅验证了 IHGPA 算法的有效性,还充分展示了比上述算法在无人机路径规划任务中的优越性和稳定性。

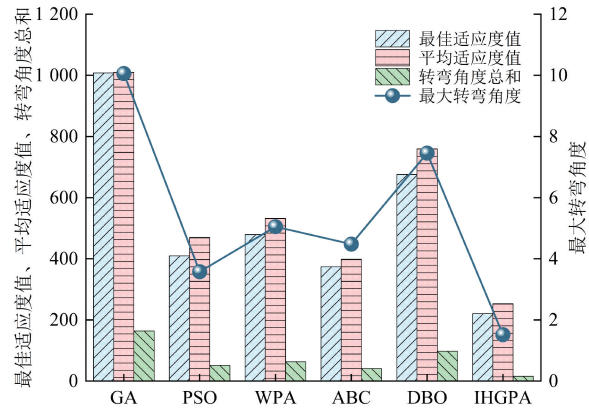


图 7 10 次实验性能平均值

Fig. 7 Average performance of ten experiments

3.2 环境 2 下的无人机路径规划

1)与经典智能算法对比

在环境 2 的复杂场景下,障碍物分布密集,对路径规划算法提出了更高要求。如图 8 所示,GA、PSO、WPA 算法多次出现大幅度转弯,这种路径形态增加飞行难度和能耗;ABC 算法路径虽然较为平滑,但在长度上并非最

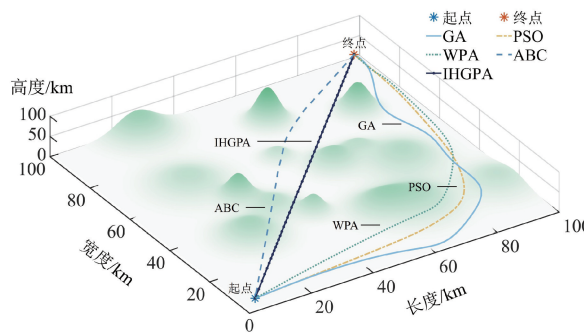


图 8 环境 2 无人机路径规划经典算法立体图

Fig. 8 3D diagram of UAV path planning using classical algorithms in environment 2

短;IHGPA 算法相较于其他 4 种算法找到了一条近似直线的路径,展现出优秀的寻优能力。

如图 9 所示,是 5 种算法适应度变化情况。从图 9 中可以看出,GA 算法在第 12 代时陷入局部最优,其适应度值最高,为 1 460.440;PSO 算法多次收敛,最终适应度为 630.513;WPA 算法在 86 代达到收敛,在 174 代时又发生变化,其适应度较高,为 607.444;ABC 算法在 13 代收敛,但是后续多次变化,适应度值不稳定,适应度较低为 323.505;IHGPA 算法在 50 代逐渐收敛,后续虽然有变化,但是变化微小,最终适应度值为 131.875。IHGPA 算法的收敛能力和寻优能力都优于其他 4 种算法。因此,在环境 2 这种密集场景中,IHGPA 算法是一种更为有效的路径规划算法。

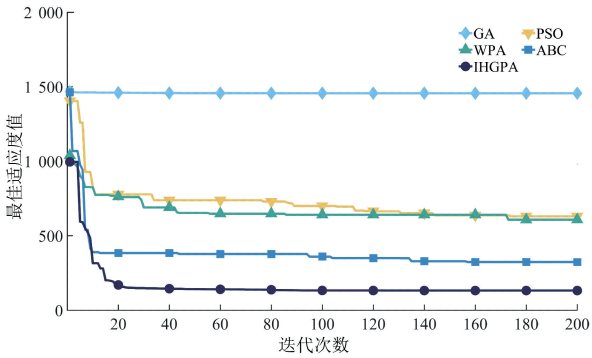


图 9　环境 2 经典算法适应度值变化

Fig. 9　Variation of fitness values of classical algorithms in environment 2

2)与新型智能算法对比

如图 10 所示,展示了 IHGPA 算法与 DBO 算法的路径规划结果。在复杂环境下,DBO 算法虽然可以找到可行路径,但是生成的路径出现大幅度转弯,路径长度增加;而 IHGPA 算法可以在多障碍环境下找到一条近似直线的安全路径。

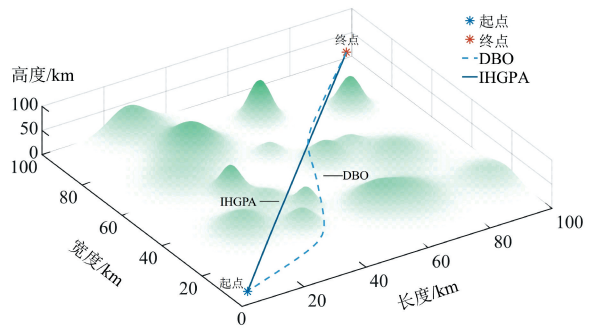


图 10　环境 2 中无人机路径规划新型算法立体图

Fig. 10　3D diagram of UAV path planning using novel algorithm in environment 2

如图 11 所示,适应度值变化曲线进一步揭示算法在收敛性和探索空间解能力方面的差异。DBO 算法在 13 代之前适应度值迅速下降,后续适应度值缓慢变化,最后稳定在 525.613。IHGPA 算法其适应度值在 40 代后趋于稳定(132.072),较 DBO 算法优化 74.873%,再次证明 IHGPA 算法比 DBO 算法具有更好的探索最优解的能力和快速收敛性。

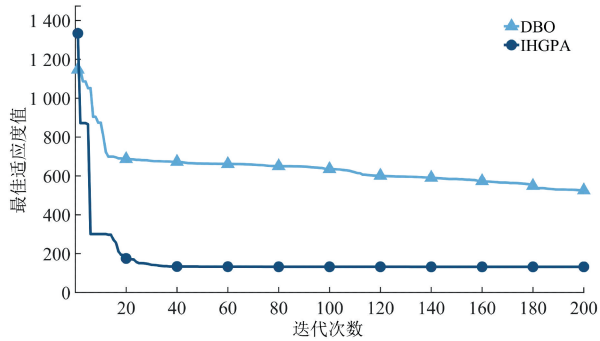


图 11　环境 2 新型算法适应度值变化

Fig. 11　Variation of fitness values of novel algorithm in environment 2

3)算法稳定性验证

如图 12 所示,在环境 2 中进行 10 次实验,GA 算法最佳适应度在 1 000~1 800 之间,适应度值最高;PSO、WPA、ABC 算法的最佳适应度值在 300~700,适应度值

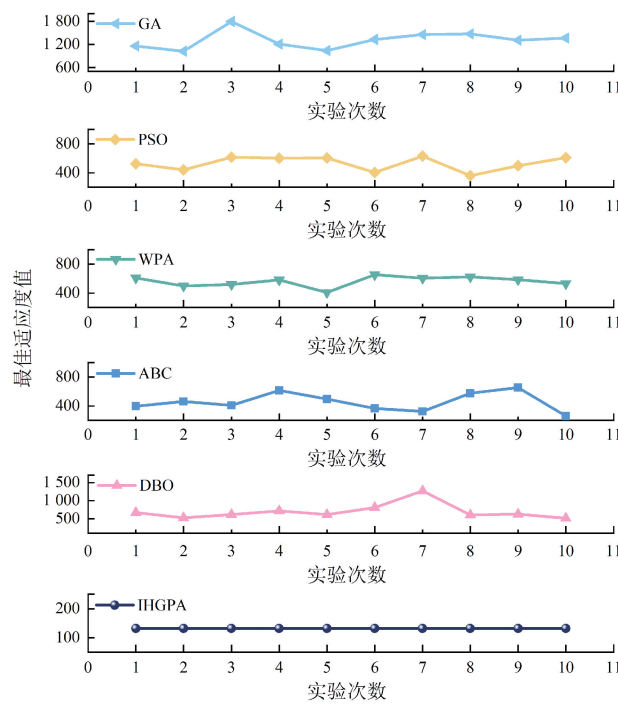


图 12　10 次实验最佳适应度值变化情况

Fig. 12　Changes in the best fitness values from ten experiments

较小;DBO 算法最佳适应度值在 500~1 300;IHGPA 算法最佳适应度值最为稳定,维持在 131~133,其适应度值最小,显示了 IHGPA 算法良好的寻优能力和稳定性。

如图 13 所示,进一步分析所展示的 4 项性能指标,IHGPA 算法在所有指标上均表现出最小值。与 GA 相比,IHGPA 在最佳适应度值、平均适应度值、转弯角度总和与最大转弯角度方面分别减少 89.990%、83.394%、99.921%、99.909%;与 PSO 相比,IHGPA 算法在上述 4 项指标上降低 75.088%、63.166%、99.757%、99.808%;与 WPA 相比,IHGPA 算法降低 76.503%、63.733%、99.772%、99.817%;与 ABC 算法相比,IHGPA 算法下降 71.048%、55.255%、99.693%、99.752%;与 DBO 算法相比,IHGPA 算法减少 81.061%、71.362%、99.861%、99.830%。

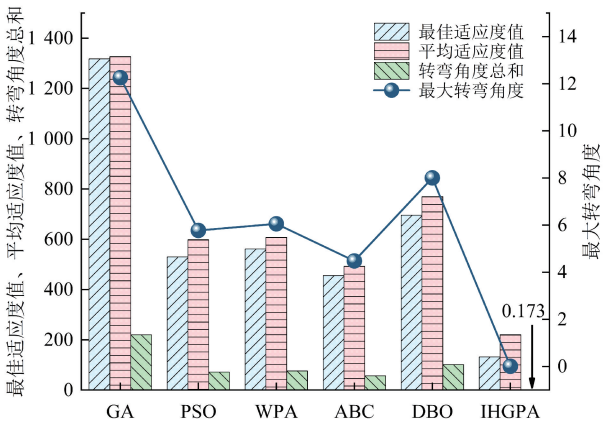


图 13 10 次实验性能平均值

Fig. 13 Average performance of ten experiments

IHGPA 算法在环境 2 中之所以能在性能上取得如此显著的提升,主要归因于其能够规划出一条近似直线的路径。值得注意的是,无论是传统智能算法(GA、PSO、WPA、ABC)还是新型智能算法(DBO),在寻找此类近似直线路径时均表现出不同程度的局限性。这再次证明 IHGPA 算法在规划短且平滑路径方面的优异能力。

4 结 论

针对无人机路径规划和 PSO 算法易陷入局部最优的问题,提出 IHGPA 算法。该算法通过构建目标函数,在 PSO 算法中引入自适应动态参数调整、高斯扰动策略,并结合改进后的 GA 算法进化算子提升寻优能力。同时,实施分区信息交互、收敛检测及二次优化策略加速收敛和改善解的质量。仿真实验结果表明,IHGPA 能够有效规避局部最优,在多种复杂环境下均能获得全局最优路径。与 GA、PSO、WPA、ABC、DBO 算法相比,IHGPA 算法在探索最优解方面和稳定性方面均展现出明显优势。当前研究基于已知环境,未来工作内容主要是动态避障及未知环境中的无人机路径规划,以进一步提升 IHGPA 算法的应用潜力。

参考文献

[1] 丛玉华,赵宗豪,邢长达, 等. 基于改进人工势场的无人机动态避障路径规划[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(9):170-176.
CONG Y H, ZHAO Z H, XING CH D, et al. Dynamic obstacle avoidance path planning of UAV based on improved artificial potential field [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(9): 170-176.

[2] 马云红,张恒,齐乐融, 等. 基于改进 A* 算法的三维无人机路径规划[J]. 电光与控制, 2019, 26(10): 22-25.
MA Y H, ZHANG H, QI L R, et al. A 3D UAV path planning method based on improved A* algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(10): 22-25.

[3] DIAO Q F, ZHANG J F, LIU M Y, et al. A disaster relief UAV path planning based on APF-IRRT* fusion algorithm[J]. Drones, 2023, 7(5): 323.

[4] 付兴武,胡洋. 基于改进粒子群算法的三维路径规划[J]. 电光与控制, 2021, 28(3): 86-89.
FU X W, HU Y. Three-dimensional path planning based on improved PSO algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(3): 86-89.

[5] 谭建豪,马小萍,李希. 无人机 3D 航迹规划及动态避障算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(12): 224-233.
TAN J H, MA X P, LI X. Research on UAV 3D flight track planning and dynamic obstacle avoidance algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(12): 224-233.

[6] HUANG CH, ZHOU X B, RAN X J, et al. Adaptive cylinder vector particle swarm optimization with differential evolution for UAV path planning [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 121: 105942.

[7] ZHU D L, WANG S W, SHEN J Y, et al. A multi-strategy particle swarm algorithm with exponential noise and fitness-distance balance method for low-altitude penetration in secure space[J]. Journal of Computational Science, 2023, 74:102149.

[8] 黄书召,田军委,乔路, 等. 基于改进遗传算法的无人机路径规划[J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 390-

397.
HUANG SH ZH, TIAN J W, QIAO L, et al. Unmanned aerial vehicle path planning based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(2): 390-397.
[9] MUKHAMEDIEV R I, YAKUNIN K, AUBAKIROV M, et al. Coverage path planning optimization of heterogeneous UAVs group for precision agriculture[J]. IEEE Access, 2023, 11: 5789-5803.
[10] 刘璐,沈小伟,葛超, 等. 基于改进蚁群算法的植保无人机路径规划[J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 39-43.
LIU L, SHEN X W, GE CH, et al. Path planning of plant protection UAV based on improved ant colony algorithm[J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 39-43.
[11] 韩攀,陈谋,陈哨东, 等. 基于改进蚁群算法的无人机航迹规划[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2013, 31(1): 66-72.
HAN P, CHEN M, CHEN SH D, et al. Path planning for UAVs based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2013, 31(1): 66-72.
[12] 杨国,吴晓,肖如奇, 等. 改进 A* 算法的安全高效室内全局路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(7): 131-142.
YANG G, WU X, XIAO R Q, et al. Improved A* algorithm for secure and efficient indoor global path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 131-142.
[13] 高九州,徐威峰,张立辉, 等. 基于改进 A* 算法的无人机避障航线规划[J]. 现代电子技术, 2023, 46(8): 181-186.
GAO J ZH, XU W F, ZHANG L H, et al. Obstacle avoidance route planning of UAV based on optimized A* algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(8): 181-186.
[14] 王梓强,胡晓光,李晓筱, 等. 移动机器人全局路径规划算法综述[J]. 计算机科学, 2021, 48(10): 19-29.
WANG Z Q, HU X G, LI X X, et al. Overview of global path planning algorithms for mobile robots[J]. Computer Science, 2021, 48(10): 19-29.
[15] 秦元庆,孙德宝,李宁, 等. 基于粒子群算法的移动机器人路径规划[J]. 机器人, 2004(3): 222-225.
QIN Y Q, SUN D B, LI N, et al. Path planning for mobile robot based on particle swarm optimization[J]. Robot, 2004(3): 222-225.
[16] 王庆喜,郭晓波. 基于莱维飞行的粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(9): 2588-2591.
WANG Q X, GUO X B. Particle swarm optimization algorithm based on Levy flight[J]. Application Research of Computers, 2016, 33(9): 2588-2591.
[17] 蔺文轩,谢文俊,张鹏, 等. 基于分组优化改进粒子群算法的无人机三维路径规划[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(1): 20-25,32.
LIN W X, XIE W J, ZHANG P, et al. UAV 3D path planning based on grouping optimization improved particle swarm algorithm[J]. Fire Control & Command Control, 2023, 48(1): 20-25,32.
[18] 徐建新,孙纬,马超. 基于改进粒子群算法的无人机三维路径规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(6): 15-21, 106.
XU J X, SUN W, MA CH. UAV 3D path planning based on improved particle swarm optimization[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(6): 15-21, 106.
[19] CHEN W N, TAN D ZH. Set-based discrete particle swarm optimization and its applications: A survey[J]. Frontiers of Computer Science, 2018, 12(2): 203-216.
[20] 郝琨,邓晁硕,赵璐, 等. 基于区域搜索粒子群算法的机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(12): 126-135.
HAO K, DENG CH SH, ZHAO L, et al. Robot path planning based on region search particle swarm optimization[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 126-135.
[21] 许诺. 基于改进 PSO 算法的 UAV 三维路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(2): 78-83.
XU N. Research on UAV 3D path planning based on improved PSO algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(2): 78-83.
[22] SHAO SH K, PENG Y, HE CH L, et al. Efficient path planning for UAV formation via comprehensively improved particle swarm optimization[J]. ISA Transactions, 2020, 97: 415-430.
[23] ZHANG L, ZHANG Y J, LI Y F. Mobile robot path planning based on improved localized particle swarm optimization[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(5): 6962-6972.
[24] FU Y G, DING M Y, ZHOU CH P. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimi-

zation applied to three-dimensional route planning for UAV [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A-Systems and Humans, 2012, 42(2): 511-526.

[25] DAS P K, JENA P K. Multi-robot path planning using improved particle swarm optimization algorithm through novel evolutionary operators [J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106312.

[26] 陈天培,王玉惠,吴庆宪, 等. 基于模糊逻辑粒子群算法的三维路径规划[J]. 电光与控制, 2020, 27(6): 1-5.
CHEN T P, WANG Y H, WU Q X, et al. Three-dimensional path planning based on fuzzy-logic particle swarm optimization [J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(6): 1-5.

[27] YU ZH H, SI ZH J, LI X B, et al. A novel hybrid particle swarm optimization algorithm for path planning of UAVs [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(22): 22547-22558.

[28] XIONG T, LI H, DING K, et al. A hybrid improved symbiotic organisms search and sine-cosine particle swarm optimization method for drone 3D path planning[J]. Drones, 2023, 7(10): 633.

[29] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. Applied Soft Computing, 2021, 107: 107376.

[30] 孙睿彤,袁庆霓,衣君辉, 等. 改进粒子群算法和动态窗口法的动态路径规划[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(8): 1707-1712.
SUN R T, YUAN Q N, YI J H, et al. Dynamic path planning by combing the improved particle swarm algorithm and dynamic window approach[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2023, 44(8): 1707-1712.

[31] WANG CH, WANG D L, GU M Q, et al. Bioinspired environment exploration algorithm in swarm based on Levy flight and improved artificial potential field [J]. Drones, 2022, 6(5): 122.

[32] 陈信华,孟冠军,张伟, 等. 混合改进人工蜂群算法的机器人路径规划研究[J]. 机械设计与制造, 2022(7): 256-260.
CHEN X H, MENG G J, ZHANG W, et al. Research on robot path planning based on hybrid improved artificial bee colony algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(7): 256-260.

[33] 李铁骊,王文双,刘海洋, 等. 基于改进人工蜂群算法的船舶管路路径寻优算法分析[J]. 中国舰船研究, 2024, 19(2): 1-12.
LI T L, WANG W SH, LIU H Y, et al. Analysis of ship pipeline routing optimization algorithm based on improved artificial bee colony algorithm [J]. Chinese Journal of Ship Research, 2024, 19(2): 1-12.

[34] JIANG H, YU Q ZH, HAN D, et al. A path planning method for unmanned aerial vehicle based on improved wolf pack algorithm[J]. Concurrency and Computation-Practice & Experience, 2024, 36(14): 8095.

[35] 龚正,涂福泉,李圣伟. 基于改进狼群算法的焊接机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(12): 122-125.
GONG ZH, TU F Q, LI SH W. Path planning of welding robot based on improved wolf pack algorithm [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(12): 122-125.

[36] 刘永兰,李为民,吴虎胜, 等. 基于狼群算法的无人机航迹规划[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(8): 1838-1843.
LIU Y L, LI W M, WU H SH, et al. Track planning for unmanned aerial vehicles based on wolf pack algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(8): 1838-1843.

[37] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.

[38] 远翔宇,杨风暴,杨童瑶. 基于自适应蜣螂算法的无人机三维路径规划方法[J]. 无线电工程, 2024, 54(4): 928-936.
YUAN X Y, YANG F B, YANG T Y. UAV 3D path planning method based on adaptive dung beetle algorithm[J]. Radio Engineering, 2024, 54(4): 928-936.

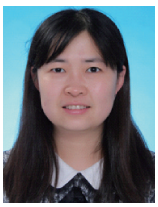
[39] 潘劲成,李少波,周鹏, 等. 改进正弦算法引导的蜣螂优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(22): 92-110.
PAN J CH, LI SH B, ZHOU P, et al. Dung beetle optimization algorithm guided by improved sine algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(22): 92-110.

[40] LYU L X, JIANG H, YANG F. Improved dung beetle optimizer algorithm with multi-strategy for global optimization and UAV 3D path planning [J]. IEEE Access, 2024, 12: 69240-69257.

[41] 王乐遥,顾磊. 多策略融合改进的蜣螂优化算法[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(2): 224-231.
WANG L Y, GU L. Improved dung beetle optimization algorithm with multi-strategy[J]. Computer Systems & Applications, 2024, 33(2): 224-231.

[42] 万怡华,张雪梅. 混合多策略改进蜣螂算法的避障路径规划[J]. 电子测量技术, 2024, 47(2): 69-78.
WAN Y H, ZHANG X M. Obstacle avoidance path planning of hybrid multi-strategy improved dung beetle optimizer[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(2): 69-78.

作者简介



武晓雯,2010 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2016 年于哈尔滨工程大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学讲师,主要研究方向为航天器姿态规划与控制、智能优化算法研究等。

E-mail:wuxiaowen@ hrbust. edu. cn

Wu Xiaowen received her B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2010, received her Ph. D. degree from Harbin Engineering University in 2016. Now she is a lecturer at Harbin University of Science and Technology. Her main research interests include spacecraft attitude planning and control, intelligent optimization algorithm research, etc.

郭孟营,2019 年于东北石油大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学仪器科学与技术专业硕士研究生,主要研究方向为无人机路径规划。

E-mail:2220600018@ stu. hrbust. edu. cn

Guo Mengying received her B. Sc. degree from Northeast Petroleum University in 2019. She is currently a master's student majoring in Instrument Science and Technology at Harbin University of Science and Technology. Her main research is UAV path planning.

胡阿建,2023 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学仪器科学与技术专业硕士研究生,主要研究方向为机器人路径规划。

E-mail:2320600026@ stu. hrbust. edu. cn

Hu Ajian received his B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2023. He is currently a master's student majoring in Instrument Science and Technology at Harbin University of Science and Technology. His main research interest is robot path planning.

吴卿(通信作者),2021 年于北京航空航天大学获得电子信息工程学院光学工程博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向是全光纤器件的开发和应用,特别是低维纳米材料器件的制造及其在光纤激光器和光纤传感器中的应用,同时致力于深度学习技术的理论研究与应用创新。

E-mail:wuqing@ buaa. edu. cn

Wu Qing(Corresponding author) received her Ph. D. degree in optical engineering in School of Electronic and Information Engineering from Beihang University in 2021. She is currently an associate professor in School of Harbin University of Science and Technology. Her research interests include the development and application of all-fiber devices, with particular focuses on the fabrication of low-dimensional nanomaterial-based devices and their applications in fiber lasers and fiber optic sensors. At the same time, it is committed to the theoretical research and application innovation of deep learning technology.