

基于改进学生心理优化算法的无人机路径规划

李汶键 鲁旭涛 万炎成 郭晓宇
(中北大学机电工程学院 太原 030051)

摘要:针对标准学生心理优化算法(student psychology based optimization, SPBO)在解决无人机路径规划中遇到的搜索能力欠缺、陷入局部最优等问题,提出一种改进学生心理优化算法的无人机三维路径规划。首先,为增强无人机的局部搜索能力,引入人为划分小组和分层学习方式,对学生心理优化算法中的学生群体进行更新处理。其次,为解决无人机陷入局部最优问题,借鉴蜜獾算法(honey badger algorithm, HBA)中的挖掘搜索机制来跳出局部搜索。最后,通过 MATLAB 仿真实验结果表明,改进学生心理优化算法(ISPBO)的平均路径长度减少了 0.127 5 km、代价平均值降低了 1.94% 和标准差减少了 84.07%,验证了 ISPBO 具有更强的寻优能力和更好的稳定性。

关键词:无人机;SPBO;路径规划;HBA;分层学习

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.5050

UAV path planning based on improved student mental optimization algorithm

Li Wenjian Lu Xutao Wan Yancheng Guo Xiaoyu
(College of Mechatronics Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the problems of lack of search ability and falling into local optimization encountered by the standard student psychology based optimization (SPBO) algorithm in solving the UAV path planning, a kind of three-dimensional path planning for UAVs with improved student psychology optimization algorithm is proposed. First, in order to enhance the local search ability of the UAV, artificial group division and hierarchical learning are introduced to update the students in the student mental optimization algorithm. Secondly, in order to solve the problem of UAV falling into local optimization, the mining search mechanism in honey badger algorithm (HBA) is borrowed to jump out of local search. Finally, the results of MATLAB simulation experiments show that the average path length of the improved student psychology based optimization algorithm (ISPBO) is reduced by 0.172 5 km, the average cost is reduced by 1.94% and the standard deviation is reduced by 84.07%, which verifies that ISPBO has stronger optimization ability and better stability.

Keywords: UAV; SPBO; path planning; HBA; hierarchical learning

0 引言

自 1960 年,元启发式优化算法^[1]首次被提出,相继出现很多先进的算法,比如粒子群优化算法^[2]、灰狼算法^[3]和蝴蝶优化算法^[4]等,进而依托这些标准算法进行改进的算法也很多,比如混合粒子群算法^[5]、改进粒子群算法^[6]、改进灰狼算法^[7]和混合策略改进的蝴蝶优化算法^[8]等。但是,这些改进的算法并不能完全去除标准算法求解最优解的收敛速度慢的问题。2020 年,Das 等^[9]提出一种新的

元启发式优化算法,即基于学生心理优化算法(student psychology based optimization, SPBO)。通过两两比较和多重比较,对统计结果分析,确定 SPBO 能得到更好的最优解和收敛速度更快。

针对 SPBO 应用于求解无人机路径规划问题,然而,该算法在全局搜索能力^[10]方面存在不足,且容易陷入局部最优解^[11]的困境。

本文以 SPBO 为基础,针对其缺点提出了一种结合分层学习策略^[12]和蜜獾算法(honey badger algorithm,

HBA)中的挖掘搜索机制^[13]的改进学生心理优化算法(ISPBO)。通过对学生进行人为分组和分层学习提高学生心理优化算法的局部搜索能力^[14],并采用HBA中的挖掘搜索机制跳出局部搜索,增强算法的全局开发能力^[15],并通过三维仿真验证了ISPBO在解决无人机三维路径规划问题上的可行性。

1 算法原理

1.1 SPBO 算法

SPBO算法认为学生的表现取决于学生的心理,并将一个班级的学生按照课程成绩由高到低可分为最好学生、好学生、普通学生、差等学生4类,如图1所示。

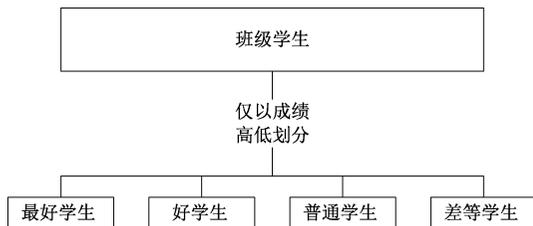


图1 学生分类

Fig.1 Student classification chart

SPBO算法通过模拟学生在考试中争取最高分数的心理,利用群体中都向最好学生学习的训练方式,使得整个群体在求解空间中得到最优解。SPBO的主要原理如下。

1) 最好学生,考试成绩最高的学生被认为是最好学生,符号记为A。A为了一直维持自己的利益,不断保持成绩最高,因此,A需要在每1门课程上花费比其他学生更多时间和精力。A由式(1)来表示。

$$X_{bn} = X_b + (-1)^k * rand(x_b + x_j) \quad (1)$$

式中: k 随机选择1或2; $rand$ 为 $[0,1]$ 内随机数; x_b 和 x_j 分别表示某一课程中最好学生和除此之外学生的随机选择的第 j 名学生成绩。

2) 好学生,考试成绩不是最高,但对每一门课都很感兴趣,并付出很多努力,符号记为B。B的选择是随机的,因为每一个学生的心理是不同的。为了考试成绩最高,B试图付出与A一样的努力,这种行为用式(2)来表示。同时,B付出比普通学生和差等学生更多的努力,并试图成为A。B由式(3)来表示。

$$x_{gn} = x_b + rand \cdot (x_b - x_i) \quad (2)$$

$$x_{gn} = x_i + rand \cdot (x_b - x_i) + rand \cdot (x_i - x_m) \quad (3)$$

式中: x_m 为课程的平均成绩; x_i 为成绩排名第 i 名的学生成绩。

3) 普通学生,对每一门课程都不感兴趣,并付出一般的努力,符号记为C。同样基于向往考试成绩更高的心理,C试图在某些课程上付出与A一样的努力。

C由式(4)来表示。

$$x_{cn} = x_i + rand \cdot (x_m - x_i) \quad (4)$$

4) 差等学生,考试成绩在班级中属于最低,但想要提升考试成绩,符号记为D。D可以对任一课程付出一定程度的努力,从而使得整体成绩得到提高。D由式(5)来表示。

$$x_{pn} = x_{min} + rand \cdot (x_{max} - x_{min}) \quad (5)$$

式中: x_{max} 和 x_{min} 分别表示课程的最高和最低成绩。

1.2 HBA 算法

HBA是2022年提出的一种新型智能优化算法。HBA以挖掘阶段和采蜜阶段为主要策略,用于寻求最优解。该算法具有出色的搜索能力,能够快速收敛于全局最优解。对于本文仅借用其挖掘阶段,HBA挖掘原理如下。

假设种群规模为 N ,问题维度为 D ,则初始化公式如下:

$$x_{ij} = lb_j + r_1 \cdot (u - l) \cdot b_j \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, D; x_{ij}$ 表示第 i 个个体的第 j 维变量; lb_j 表示第 j 维变量的下界; ub_j 表示第 j 维变量的下界; r_1 为 $[0,1]$ 的随机数。

蜜獾根据气味寻找食物,因此,食物的气味强度越大,说明食物距离蜜獾越近。气味强度定义如下:

$$\begin{cases} I_i = r_2 \cdot \frac{S}{4\pi d_i^2} \\ S = (x_i - x_{i+1})^2 \\ d_i = x_p - x_i \end{cases} \quad (7)$$

式中: S 是食物源强度; d_i 为第 i 个蜜獾到猎物的距离; r_2 为 $[0,1]$ 的随机数; x_p 表示种群里的最优个体。

密度因子 α ^[15]和采蜜阶段之间平稳过渡,动态的调整算法的局部搜索和全局搜索,如下:

$$\alpha = C \cdot e^{-\frac{t}{T}} \quad (8)$$

式中: C 取2; t 是当前迭代次数; T 是最大迭代次数。

蜜獾根据食物气味进行大面积搜索时,称为挖掘阶段,即算法的全局搜索,如下式:

$$x_{inew} = x_p + F \cdot \beta \cdot I \cdot x_p + F \cdot r_3 \cdot \alpha \cdot d_i \cdot |\cos 2\pi r_4 \cdot (1 - \cos 2\pi r_5)| \quad (9)$$

式中: x_{inew} 是更新后的第 i 个最优个体; x_p 是未更新的最优个体; β 取6,表示蜜獾的搜索能力; $r_3 \in [0,1], r_4 \in [0,1], r_5 \in [0,1]$ 且 $r_3 \neq r_4 \neq r_5$ 。F表示搜索方向,如下式:

$$F = \begin{cases} 1, & r_6 \leq 0.5 \\ -1, & r_6 > 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $r_6 \in [0,1]$ 。

2 改进算法设计

2.1 SPBO 算法的缺点

综合1.1节内容,发现SPBO有如下3个缺点。

1) 仅一个班级里的学生进行学习,缺乏全局搜索,易陷入局部最优。

2) 在进行划分学生类型时,学生比例没有规定,则导致算法全局开发能力不够。

3)B、C和D都向A学习,而A即是班级考试成绩最高的一个人,则导致算法缺乏多样性和容易陷入局部最优。

2.2 ISPBO 算法设计

针对上述 3 个缺点,ISPBO 算法可看做划分学生类型的占比,并设置比例,如表 1 所示。

表 1 学生类型占比
Table 1 Percentage of student types

类型	A	B	C	D
比率	0.1	0.3	0.3	0.3

摒弃 SPBO 的 A 数量为 1 的方式,改为对 A 群体内部进行差分进化^[16]用交叉变异公式代替自由个体更新公式。

$$V_i(g) = X_1(g) + T \cdot (X_2(g) - X_3(g)) \quad (11)$$

式中: T 取 0.5,表示个体的变异程度; $V_i(g)$ 是变异中间体; X_1, X_2, X_3 是 A 种群中 3 个不同个体。

$$X_i(g+1) = \begin{cases} V_i(g), & f(V_i(g)) \leq f(X_i(g)) \\ X_i(g), & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $X_i(g+1)$ 是下一代 A 种群个体; $f(V_i(g))$ 是 $V_i(g)$ 对应的目标函数; $f(X_i(g))$ 是 $X_i(g)$ 对应的目标函数。

改进学生训练学习的方式,采用分层学习的方式。分层学习方式根据分层神经网络,改用的一种新的训练方式^[17],分层学习方式如图 2 所示。

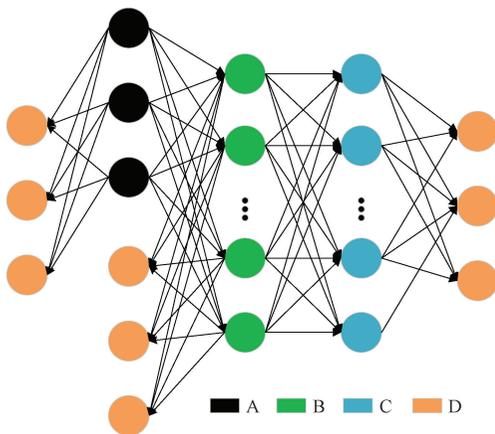


图 2 分层学习网络

Fig. 2 Hierarchical learning network diagram

引入 HBA 算法中的挖掘机制,扩大 SPBO 算法的全局搜索范围。顺接 1.2 节,ISPBO 算法把 A、B、C、和 D 种群代入式(6)、(7)和(9)。不再赘述。

设初始学生数量为 N ,最大迭代次数为 T ,整体的 ISPBO 算法流程如图 3 所示。

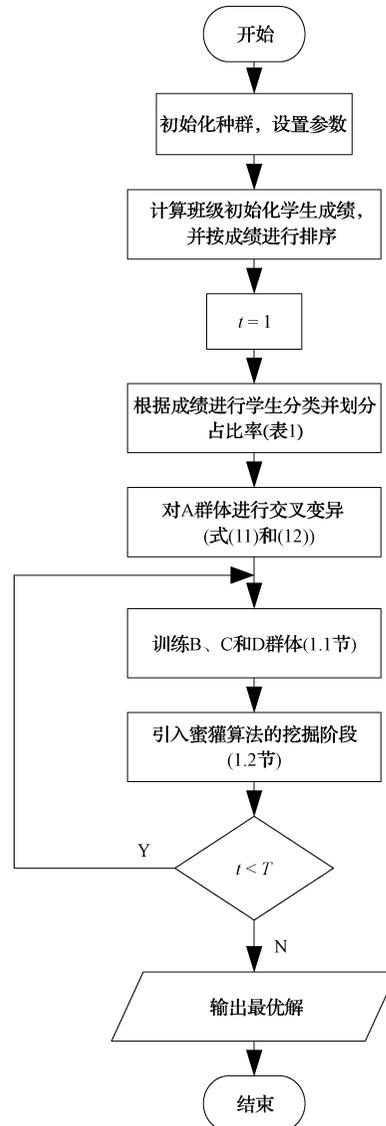


图 3 ISPBO 算法流程

Fig. 3 ISPBO algorithm flow chart

3 无人机路径规划代价函数

无人机路径规划的目标是在满足许多约束的前提下,寻找最优路径,以提高无人机的生存概率^[18]。本文路径规划研究考虑路径总长度代价、飞行高度代价和障碍危险代价。

无人机携带燃油有限,路径越长,其耗能和耗时越长^[19]。路径总长度代价如下:

$$f_l = \frac{\epsilon}{Q} \sum_{i=1}^n L_i \quad (13)$$

式中: ϵ 是单位路径长度燃油量; Q 是无人机满油量; n 是一条路径上的节点数; L_i 是路径节点的第 i 段路程。

无人机飞行高度既有燃料限制也受到敌方雷达和地

形威胁,因此,稳定飞行高度对无人机路径规划至关重要^[20]。飞行高度代价如下:

$$f_h = \sum_{j=1}^{n-1} (h_j - h_{j+1}) \quad (14)$$

式中: h_j 是路径节点 j 的高度。

障碍危险在飞行路径中很常见^[21],但必须使最终路径和障碍物保持一定距离。障碍危险代价如下:

$$f_d = \begin{cases} \sum_{k=1}^g L_k, & L_k > r_k \\ \infty, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中: $k=1,2,\dots,g,k$ 是障碍物数量。本文为柱形障碍,将路径和障碍投影到 xoy 面上, l_i^k 是障碍物中心到各个路径段的距离, $L_k = \min(l_1^k, l_2^k, \dots, l_{n-1}^k)$ 是路径到障碍物的最小距离。

综合 f_l 、 f_h 和 f_d 得到路径规划代价函数为:

$$f = \omega_1 f_l + \omega_2 f_h + \omega_3 f_d \quad (16)$$

式中: ω_1 、 ω_2 和 ω_3 是权重系数^[22], $\omega_1 \in [0,1]$, $\omega_2 \in [0,1]$, $\omega_3 \in [0,1]$ 。

4 实验仿真与结果分析

4.1 实验仿真

为了更好地体现 ISPBO 在求解无人机路径规划问题时,具有较快的运行速度和较强适用性,选用山区地形图构建仿真模型。仿真地图大小设置为 $100 \text{ km} \times 150 \text{ km} \times 30 \text{ km}$,起飞点坐标设为 $(20,80)$,目标点坐标设为 $(140,20)$ 。雷达和障碍物等威胁简化为圆柱体并用粉红色标注,威胁区域二维坐标如表 2 所示,地图模型如图 4 所示。

表 2 威胁区域坐标集

Table 2 Threat area coordinate set

威胁区域	中心点坐标	威胁半径/km
1	(40,70)	6
2	(50,70)	6
3	(60,60)	3
4	(100,30)	6
5	(120,30)	6

将 SPBO 算法应用于求解无人机三维路径规划,暴露其缺点并为 ISPBO 算法作参考。SPBO 算法参数设置为班级学生数量 $N=50$,最大迭代次数 $T=200$ 。仿真结果如图 5~7 所示。

ISPBO 算法参数设置为班级学生数量 $N=50$,最大迭代次数 $T=200$,学生类型占比如表 1 所示。仿真结果如图 8~10 所示。

4.2 仿真结果分析

对比图 5 和 8 可以发现,其中两节点分别是无人机稳定飞行高度阶段的起末点。图 8 两节点间路径线段比图 5 更平滑,直接对应 ISPBO 算法飞行高度代价数值更低;对

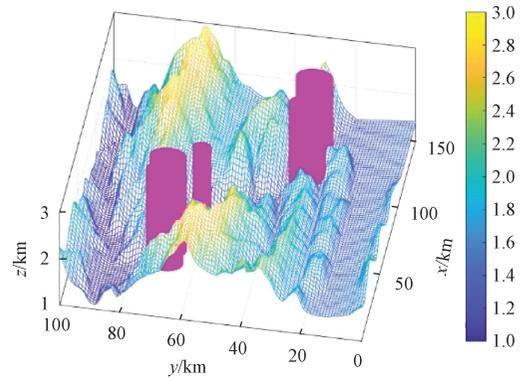


图 4 三维威胁地形

Fig. 4 Three-dimensional threat terrain map

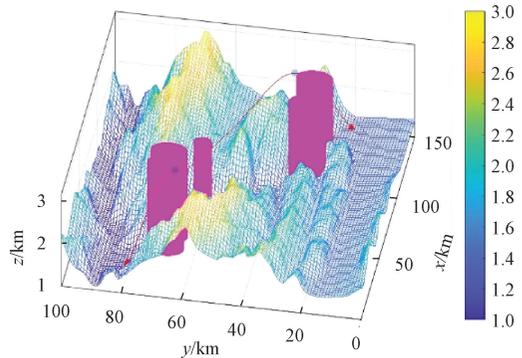


图 5 SPBO 算法三维路径规划

Fig. 5 SPBO algorithm 3D path planning

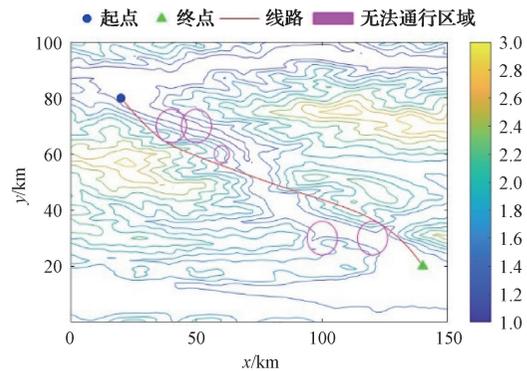


图 6 SPBO 算法二维路径规划

Fig. 6 SPBO algorithm 2D path planning

比图 6 和 9 可知,ISPBO 算法能够避免无人机路径从障碍危险间穿行,解决了 SPBO 算法易陷入局部最优问题;对比图 7 和 10 可知,SPBO 算法的收敛值为 69.249 8,ISPBO 算法的收敛值为 67.775 2,ISPBO 算法具有更好的收敛性。

对两种算法重复 30 次运行,如图 11 所示,统计规划代价数值,如表 3 所示。

表 3 为重复实验中两种算法的最优代价、运行 30 次的代价平均值及其标准差。SPBO 算法在路径规划时,规

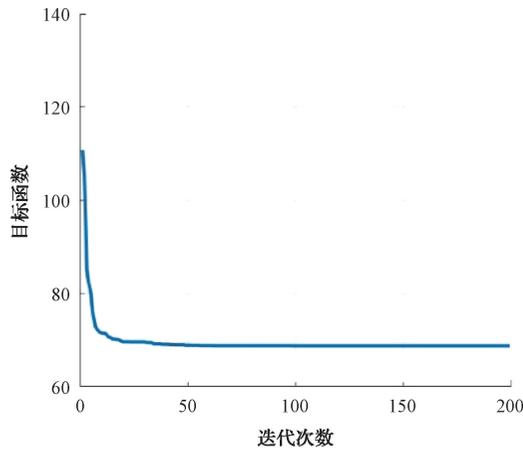


图7 SPBO 算法适应度变化曲线

Fig. 7 Curve of variation of SPBO algorithm adaptation

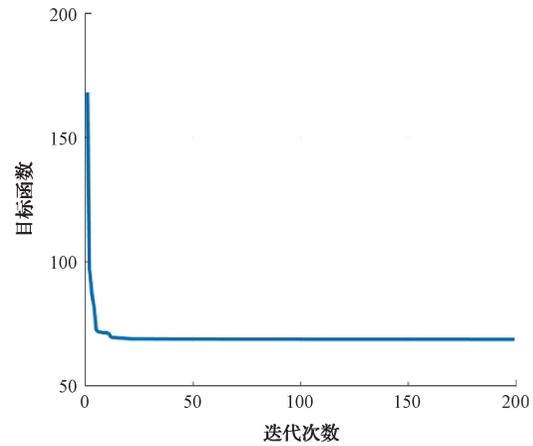


图10 ISPBO 算法适应度变化曲线

Fig. 10 Curve of variation of ISPBO algorithm adaptation

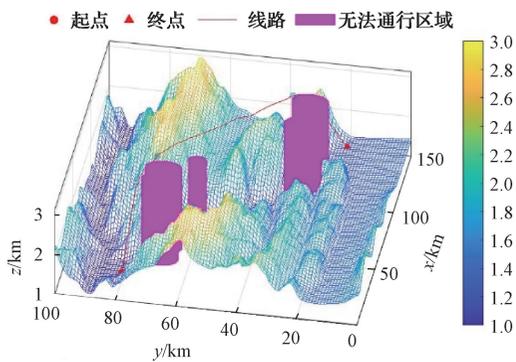


图8 ISPBO 算法三维路径规划

Fig. 8 ISPBO algorithm 3D path planning

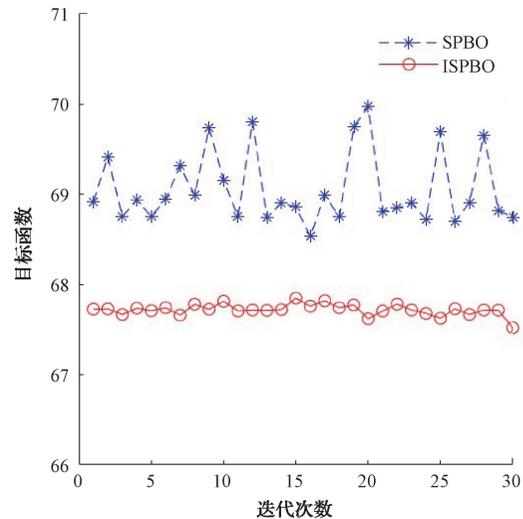


图11 算法30次运行结果

Fig. 11 Results of 30 runs of the algorithm

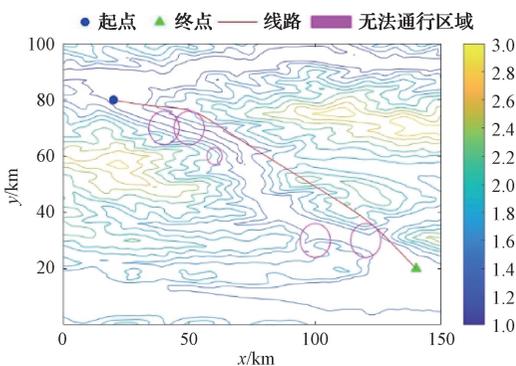


图9 ISPBO 算法二维路径规划

Fig. 9 ISPBO algorithm 2D path planning

表3 SPBO 算法和 ISPBO 算法仿真数据对比

Table 3 Comparison of SPBO algorithm and ISPBO algorithm simulation data

算法	最优代价	平均值	标准差
SPBO	68.745 7	69.059 7	0.403 1
ISPBO	67.520 1	67.719 4	0.064 2

划路径的最优代价和平均值均较差,且在30次运行中,规划结果的标准差远大于ISPBO算法,应用于路径规划的稳定性差,这使其很难在实际中应用。而ISPBO算法多次运行结果最优代价、平均值及标准差均优于SPBO算法,其中代价平均值降低了1.94%,标准差减少了84.07%,说明ISPBO算法不仅增强了算法的寻优能力,而且稳定性也得到了大幅提升。

表4为两种算法运行30次的平均路径长度(\bar{S})、平均迭代次数(Iter)和算法平均运行时间(Time)。从表4可以看出,ISPBO算法引入人为划分小组、分层学习方式和挖掘机制,增加了一定的计算量,所以平均运行时间要高于SPBO算法,但是从算法收敛时间上看,ISPBO算法平均收敛迭代值要比SPBO算法低24.6,ISPBO算法平均路径长度要比SPBO算法减少了0.1275,说明ISPBO算法虽然增加了一定计算量,但是加强了寻优能力和加快了算法收敛速度,整体效率是要优于SPBO算法。

表4 SPBO算法和ISPBO算法效率对比
Table 4 Comparison of SPBO algorithm and ISPBO algorithm efficiency

算法	\bar{S}/km	$\bar{\text{Iter}}$	$\bar{\text{Time}}/\text{s}$
SPBO	137.166 3	38.80	3.968
ISPBO	137.038 8	14.20	5.877

5 结论

在无人机的三维路径规划问题上,SPBO算法的搜索能力无法满足需求且易陷入局部最优,本文将HBA的挖掘机制、人为划分小组和分层学习方式引入ISPBO算法提高了算法的寻优能力和稳定性。最后分别对SPBO算法和ISPBO算法进行无人机三维路径规划仿真并对结果进行对比分析。仿真结果表明,与SPBO算法相比,ISPBO算法在路径规划问题上,最优代价和平均值均优于SPBO算法,且稳定性良好,在无人机的路径规划中具有一定可行性与参考性。

参考文献

[1] 赵畅,刘允刚,陈琳,等.面向元启发式算法的多无人机路径规划现状与展望[J].控制与决策,2022,37(5):1102-1115.
ZHAO CH, LIU Y G, CHEN L, et al. Status and prospects of meta-heuristic algorithm-oriented multi-UAV path planning [J]. Control and Decision Making, 2022, 37(5): 1102-1115.

[2] 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 algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(12): 126-135.

[3] 陈敏,陈晔,牛兴龙,等.求解全局优化问题的多策略改进灰狼算法[J].国外电子测量技术,2022,41(11):22-29.
CHEN M, CHEN Y, NIU X L, et al. A multi-strategy improved gray wolf algorithm for solving global optimization problems[J]. Overseas Electronic Measurement Technology, 2022, 41(11): 22-29.

[4] 马小陆,梅宏,谭毅波,等.蝴蝶优化算法的机器人全局路径规划研究[J].机械科学与技术,2023,42(12):2085-2092.
MA X L, MEI H, TAN Y B, et al. Research on global path planning of mobile robot by butterfly optimization algorithm [J]. Mechanical Science and Technology, 2023, 42(12): 2085-2092.

[5] 梁旭,刘才慧.基于混合粒子群算法的在线检测路径

规划[J].国外电子测量技术,2015,34(12):30-34.
LIANG X, LIU C H. Online inspection path planning based on hybrid particle swarm algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2015, 34(12): 30-34.

[6] 郭世凯,孙鑫.基于改进粒子群算法的机器人路径规划[J].电子测量技术,2019,42(3):54-58.
GUO SH K, SUN X. Mobile robot path planning based on improved particle swarm algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(3): 54-58.

[7] 杨晓敏.改进灰狼算法优化支持向量机的网络流量预测[J].电子测量与仪器学报,2021,35(3):211-217.
YANG X M. Improved gray wolf algorithm to optimize support vector machines for network traffic prediction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 211-217.

[8] 宁杰琼,何庆.混合策略改进的蝴蝶优化算法[J].计算机应用研究,2021,38(6):1718-1723,1738.
NING J Q, HE Q. A butterfly optimization algorithm for mixed-strategy improvement [J]. Computer Application Research, 2021, 38(6): 1718-1723,1738.

[9] DAS B, MUKHERJEE V, DAS D. Student psychology based optimization algorithm: a new population based optimization algorithm for solving optimization problems[J]. Advances in Engineering Software, 2020, 146: 102804.

[10] 刘振军,杨迪雄.面向工程全局优化的混沌优化算法研究进展[J].计算力学学报,2016,33(3):269-286.
LIU ZH J, YANG D X. Research progress of chaotic optimization algorithm for engineering global optimization[J]. Journal of Computational Mechanics, 2016, 33(3): 269-286.

[11] 王冰.基于局部最优解的改进人工蜂群算法[J].计算机应用研究,2014,31(4):1023-1026.
WANG B. Improved artificial bee colony algorithm based on local optimal solution [J]. Computer Application Research, 2014, 31(4): 1023-1026.

[12] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J].计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. A review of convolutional neural network research[J]. Journal of Computing, 2017, 40(6): 1229-1251.

[13] 董红伟,李爱莲,解韶峰,等.多策略改进的蜜獾优化算法[J].小型微型计算机系统,2024,45(2):293-300.

- DONG H W, LI A L, XIE SH F, et al. A multi-strategy improved honey badger optimization algorithm[J]. Small Microcomputer Systems, 2024, 45(2):293-300.
- [14] 张伟,王勇,张宁.采用混合策略的改进学生心理优化算法[J].计算机应用研究,2022,39(6):1718-1724.
- ZHANG W, WANG Y, ZHANG N. An improved student mental optimization algorithm using hybrid strategies[J]. Computer Application Research, 2022, 39(6): 1718-1724.
- [15] 龙文,伍铁斌.协调探索和开发能力的改进灰狼优化算法[J].控制与决策,2017,32(10):1749-1757.
- LONG W, WU T B. Improved gray wolf optimization algorithm for coordinating exploration and exploitation capabilities[J]. Control and Decision Making, 2017, 32(10): 1749-1757.
- [16] 丁青锋,尹晓宇.差分进化算法综述[J].智能系统学报,2017,12(4):431-442.
- DING Q F, YIN X Y. A review of differential evolutionary algorithms [J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(4): 431-442.
- [17] 甘玲,刘菊.基于正则约束的分层仿射图神经网络文本分类模型[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2023,35(4):715-721.
- GAN L, LIU J. A hierarchical affine graph neural network text classification model based on regular constraints[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2023, 35(4): 715-721.
- [18] 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. UAV path planning based on improved genetic algorithm[J]. Computer Applications, 2021, 41(2): 390-397.
- [19] 郭一聪,刘小雄,章卫国,等.基于改进势场法的无人机三维路径规划方法[J].西北工业大学学报,2020,38(5):977-986.
- GUO Y C, LIU X X, ZHANG W G, et al. A three-dimensional path planning method for unmanned aerial vehicles based on improved potential field method[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2020, 38(5): 977-986.
- [20] 王翼虎,王思明.基于改进粒子群算法的无人机路径规划[J].计算机工程与科学,2020,42(9):1690-1696.
- WANG Y H, WANG S M. UAV path planning based on improved particle swarm algorithm [J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(9): 1690-1696.
- [21] 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 particle swarm algorithm [J]. Electro-Optics and Control, 2021, 28(3): 86-89.
- [22] 张宏宏,甘旭升,李双峰,等.复杂低空环境下考虑区域风险评估的无人机航路规划[J].仪器仪表学报,2021,42(1):257-266.
- ZHANG H H, GAN X SH, LI SH F, et al. Unmanned aircraft route planning in complex low altitude environment considering regional risk assessment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 257-266.

作者简介

李文键,硕士研究生,主要研究方向为无人机路径规划。

E-mail:2657555933@qq.com

鲁旭涛,博士,副教授,主要研究方向为智能算法、嵌入式应用。

E-mail:tgzmail@163.com