

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312553

结合蚁群算法和萤火虫算法的无人船路径规划

何世鹏 金世俊

(东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

摘要: 为提高无人船在执行水质采样任务时的路径规划效率,提出一种结合蚁群算法和萤火虫算法的路径规划算法。首先,在构建最短采水路径网络时,将转向角代价启发函数引入传统蚁群算法,减少路径搜索结果中的频繁转向;其次,剔除搜索结果中的冗余结点,进一步减少无人船转向次数,使所求得路径更适用于无人船实际航行。最后,在求解最优采样顺序时,基于随机修正的方式设计了一种改进的萤火虫算法,提升了算法的收敛速度。仿真实验结果表明,本文所设计算法能够完成水质采样任务路径规划任务,相比传统算法,搜索效率更高,有效缩短了总路径长度。

关键词: 蚁群算法;萤火虫算法;无人船;路径规划

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Path planning of unmanned ship based on ant colony algorithm and firefly algorithm

He Shipeng Jin Shijun

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In order to improve the path planning efficiency of unmanned ships when performing water sampling tasks, a path planning algorithm combining ant colony algorithm and firefly algorithm is proposed. Firstly, when constructing the shortest path network, the steering angle cost heuristic function is introduced into the traditional ant colony algorithm to reduce frequent turns in the path search results. Then, redundant nodes in the search results are removed to further reduce the number of turns of the unmanned ship, so that the obtained path is more suitable for the unmanned ship. Finally, when solving the optimal sampling order, an improved firefly algorithm is designed based on random correction, which improves the convergence speed of the algorithm. The simulation results show that the algorithm designed in this paper can complete the path planning task of water sampling task. Compared with the traditional algorithm, the search efficiency is higher and the total path length is effectively shortened.

Keywords: ant colony algorithm; firefly algorithm; unmanned ship; path planning

0 引言

随着电子技术的发展和制造工艺的进步,能够搭载水质采样设备的无人船系统正在逐步应用于水质监测领域。执行水质采样任务的无人船需要在多个不同地点进行采水,这一任务的航行路径规划问题可以分为两个步骤求解:1)搜索并构建任意两个水质采样点之间的最短采水路径网络,2)按照旅行商问题求解最优采样顺序。

对于两点之间的最短路径搜索问题,目前常用的方法有A*算法(A-star algorithm)^[1]、人工势场法(artificial potential field, APF)^[2]、快速扩展随机树法(rapidly exploring random tree, RRT)^[3]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[4]、蚁群算法(ant colony

optimization, ACO)^[5]等。其中蚁群算法是一种基于群体智能的启发式算法,依靠启发函数和信息素浓度来决定状态转移概率,具有简单易实现、利于计算机并行处理等优势,但也存在着收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题^[6]。俞佳慧等^[7]提出一种基于贝叶斯网络的改进蚁群优化算法,通过建立贝叶斯概率图模型,考虑决策变量间的相关性,提高了算法的收敛速度。徐玉琼等^[8]通过引入变步长机制和限制信息素阈值,避免了算法陷入局部最优。Shen等^[9]在蚁群算法的目标函数中加入了风向因素,使得算法规划出的路径更符合船舶实际航行中的能耗要求。Li等^[10]在算法搜索过程中加入了知识模型,提高了蚁群算法的求解质量。虽然上述算法对传统蚁群算法做出了改进,但仍存在着求解出的路径转折点较多、转折角度过大、不符

收稿日期:2023-01-04

合船舶航行特性的问题。

对于求解最优采样顺序问题,目前常用的方法主要有模拟退火算法(simulated annealing, SA)^[11]、遗传算法(genetic algorithm, GA)^[12]、差分进化算法(differential evolution, DE)^[13]、萤火虫算法(fire-fly algorithm, FA)^[14]等。其中 FA 最初用于连续型函数优化问题,国内外学者为了将其应用于离散的旅行商问题,对其进行了研究与改进。Liu 等^[15]通过引入交换操作子交换序列,定义了离散状态下的萤火虫个体距离,提高了算法的收敛速度。王艳等^[16]通过引入遗传算法中的选择、交叉、变异等操作,提高了算法的全局搜索能力。张立毅等^[17]通过引入变邻域扰动机制,克服了萤火虫难以跳出局部极值的缺点。Rezaei 等^[18]通过在算法的吸引力机制中引入聚类思想,改进了算法在搜索空间中的搜索能力。Arora 等^[19]通过在算法搜索阶段引入随机扩散机制,提升了劣解的自我更新能力。上述算法均在不同程度上对传统萤火虫算法做出了改进,但仍存在收敛速度慢的问题。

综上所述,本文利用蚁群算法目标函数可拓展性强和萤火虫算法参数少易于实现的特点,设计了一种结合蚁群算法和萤火虫算法的无人船路径规划方法,依次用于搜索任意采样点之间的最短路径,并对其访问顺序进行优化,最终规划出适合水质采样无人船行驶且总路径最短的航线。

1 改进的蚁群算法

1.1 启发函数的改进

蚁群算法中,启发函数一般设置为待搜索栅格点与目标点欧式距离的倒数^[20],并没有考虑无人船的运动特性。然而在实际航行中,无人船的频繁大幅转向会导致舵机长时间处于饱和状态,造成系统控制性能下降等问题,因此本文对传统蚁群算法的启发函数进行改进,加入转向角代价启发信息,减少路径中的频繁转向问题,加入的转向角代价启发函数为:

$$\delta = \left(\frac{\pi}{\pi + |\theta|} \right) \quad (1)$$

其中, θ 为蚂蚁本次转移方向相对与上一次转移方向的夹角,可以看出,启发信息 δ 的值随 θ 绝对值的增大而减小,这意味着转向角度越大的栅格在算法搜索过程中越不可能被选取,从而达到抑制路径搜索结果中频繁转向问题的效果。

加入新的转向角代价启发函数后,第 k 轮第 m 只蚂蚁在选择选择下一栅格点时的概率转移公式变为:

$$P_{ij}^k(k) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(k)]^\alpha \times [\eta_j(k)]^\beta \times [\delta_{ij}(k)]^\lambda}{\sum_{allowed_m} [\tau_{ij}(k)]^\alpha \times [\eta_j(k)]^\beta \times [\delta_{ij}(k)]^\lambda}, & j \in allowed_m \\ 0, & j \notin allowed_m \end{cases} \quad (2)$$

其中, $allowed_m$ 为第 k 轮中第 m 只蚂蚁可选的栅格

点; τ_{ij} 为从 i 点到 j 点的信息素浓度; η_j 为传统启发函数,即 j 点到目标点欧式距离的倒数; δ_{ij} 为转向角代价启发函数; α 、 β 和 λ 分别为表征信息素浓度、传统启发函数、转向角代价启发函数的重要程度的参数。

1.2 冗余路径节点的剔除

经过上述改进后,蚁群算法搜索出的路径仍存在少量冗余的转折点,为了进一步减少无人船转向次数,缩短路径长度,需要对非必要路径节点进行剔除操作,只保留必要的转折点。具体的剔除策略为:

1) 提取上一步搜索出的路径节点集 $P_i, i = 1, 2, \dots, n$, 其中 P_1 为路径起点, P_n 为路径终点。

2) 定义必要节点集 M , 将 P_1 存入 M , 若 P_1 与 P_n 相连的直线能够避开障碍,则其他中间节点皆为冗余节点,应全部剔除,直接将 P_n 存入 M , 剔除流程结束。

3) 从 $i = 2$ 开始向后遍历,若 P_i 与 M 中存入的最后一个节点相连而成的直线不能够避开障碍,则 P_i 的前一个节点即 P_{i-1} 点为必要的转折点,将 P_{i-1} 节点存入 M 中。

4) 检查 P_i 与 P_n 相连的直线是否能够避开障碍,若能够避开障碍,则 P_{i+1} 及其之后的节点皆为冗余节点,应全部剔除,将 P_i 与 P_n 存入 M , 剔除流程结束。否则返回步骤 3), 继续下一轮迭代。

以点(4,38)与点(37,3)之间的路径为例,冗余路径节点剔除前后的效果对比如图 1 所示。

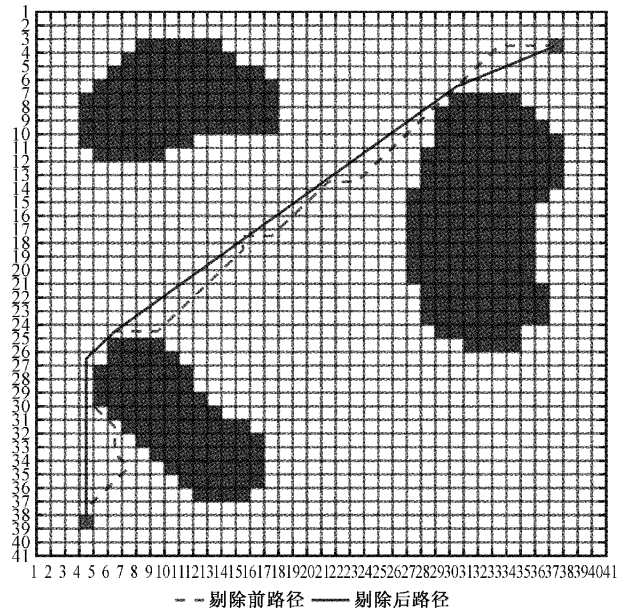


图 1 冗余路径结点剔除前后对比

2 改进的萤火虫算法

2.1 萤火虫算法基本原理

萤火虫算法受自然界中萤火虫互相吸引现象的启发,并做出如下 3 条理想化假设:1)所有的萤火虫中都是单性别的;2)任意两只萤火虫之间的吸引只取决于其相对亮度;3)

萤火虫的亮度由目标函数决定。

基于上述假设,定义萤火虫之间的相对亮度 $I(r)$ 为:

$$I(r) = I_0 e^{-\gamma r^2} \quad (3)$$

其中, I_0 为萤火虫自身的绝对亮度,即目标函数的值; r 为两只萤火虫之间的距离; γ 为表征光线随距离衰减程度的系数。

萤火虫 X_i 会被相对亮度最高的萤火虫 X_j 所吸引,并向 X_j 方向移动,移动方式为:

$$X_i = X_i + M_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (X_j - X_i) + \rho (\text{rand} - \frac{1}{2}) \quad (4)$$

其中, M_0 为萤火虫受吸引后的移动距离系数; r_{ij} 为萤火虫 X_i 与萤火虫 X_j 之间的距离; rand 为在 $[0,1]$ 间均匀分布的随机数, ρ 为一个方向随机的向量, ρ 的引入可以提升算法的全局搜索能力,避免陷入局部极值。

2.2 萤火虫距离的定义

对于在连续空间中工作的萤火虫算法,萤火虫 X_i 与萤火虫 X_j 之间的距离 $|X_j - X_i|$ 可以直观地定义为欧式距离。然而在旅行商问题中,每只萤火虫代表一种节点访问顺序,为针对不同的访问顺序定义一种离散的距离,本文选择汉明距离作为萤火虫之间的距离的定义^[21],如图 2 所示,萤火虫 X_i 和萤火虫 X_j 之间汉明距离为 4,代表二者之间有 4 个位置上的值不同。

萤火虫 X_i	1	2	3	4	5	6
萤火虫 X_j	4	2	3	1	6	5

图 2 萤火虫距离定义

2.3 萤火虫移动方式的改进

萤火虫 X_i 被萤火虫 X_j 所吸引并向 X_j 方向移动的结果应当致使二者间的汉明距离减少。为达到此效果,本文采取一种随机修正的方式来实现萤火虫的移动效果。具体实现步骤为:

1) 计算 X_i 与 X_j 之间的汉明距离 H_{ij} 。

2) 计算 $M_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} H_{ij}$ 的值,将该值向上取整得到期望修正次数 D_{ij} 。

3) 在 X_i 与 X_j 的相异项中随机选取 D_{ij} 处,将 X_i 中被选中位置的值修正为 X_j 中对应位置的值, X_i 中未被选中相异项暂时置为空,得到新 X_i 。

4) 对比新旧 X_i ,统计新 X_i 中还未出现的值,得到候选值列表,按照候选值在原 X_i 中出现的顺序,填补新 X_i 中的置空位置,使得新 X_i 成为一个合法解,新 X_i 即为完成移动后的 X_i 的位置。

为提升算法的全局搜索能力,需要在萤火虫移动过程中加入方向随机的向量。本文采取的随机移动方法是:在萤火虫 X_i 完成向较亮萤火虫的移动后,随机交换 X_i 中任意两个位置的值,借此扩大萤火虫的移动范围,避免算法陷入局部极值。

2.4 改进的萤火虫算法步骤

改进后的萤火虫算法具体步骤如下:

1) 参数初始化,完成光线衰减系数、移动距离系数、萤火虫个体数、最大迭代次数等参数初始化。

2) 虫群初始化,随机生成初始萤火虫个体,每个萤火虫个体都是一个合法的解,代表采水点的一种遍历顺序。

3) 计算萤火虫亮度并排序,分别计算每个萤火虫中的绝对亮度,萤火虫的绝对亮度等于按照该虫所代表的解走完采水路径的所需总距离的倒数,将虫群按照绝对亮度降序排序,记录绝对亮度最高萤火虫为本轮最优解。

4) 萤火虫位置更新,按照前文所述的距离定义与移动方式,令每个萤火虫向相对亮度最大的目标萤火虫移动;绝对亮度最大的萤火虫因没有相对亮度更大的目标虫,故而只做一次随机移动。

5) 判断是否到达最大迭代次数,若已到达,则输出全局最优解;否则回到步骤 3),继续下一轮迭代。

3 仿真实验与分析

为验证本文所述算法的有效性,在 MATLAB 2020a 环境中进行仿真实验。本文构建了两个栅格地图环境,环境 1 大小为 25×25 ,并随机设置 10 个采水点,环境 2 大小为 40×40 ,并等距设置 16 个采水点,分别如图 3 和 4 所示。

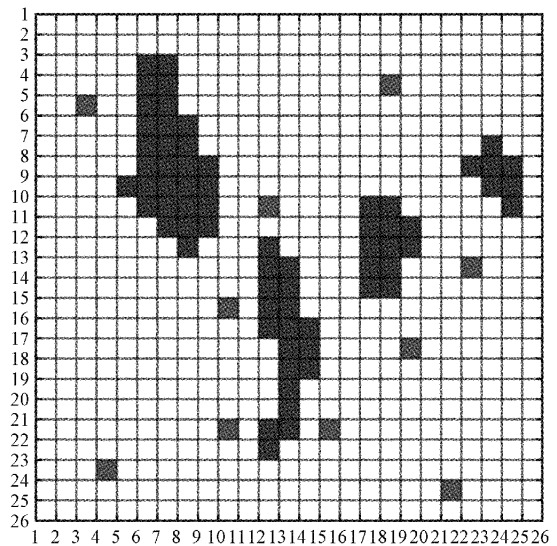


图 3 随机 10 采水点栅格地图环境

改进蚁群算法的参数设置如下:蚂蚁数量为 100,迭代次数为 50 次, $\alpha = 1.5, \beta = 6, \lambda = 2$ 。改进萤火虫算法参数设置如下:萤火虫数量为 50,迭代次数为 150 次, $\gamma = 0.002, M_0 = 1$ 。首先使用改进的蚁群算法构建采水路径网络,再使用改进的萤火虫算法进行最优采样顺序规划,针对两个采水环境所求解出的最优路径分别如图 5 和 6 所示。

为验证改进后的萤火虫算法的搜索性能,分别使用本文提出的改进萤火虫算法和基本萤火虫算法^[14]、人工蜂群

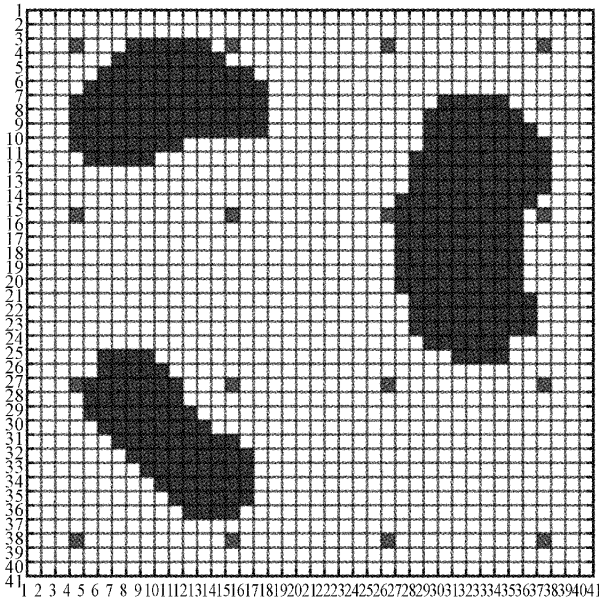


图 4 等距 16 采水点栅格地图环境

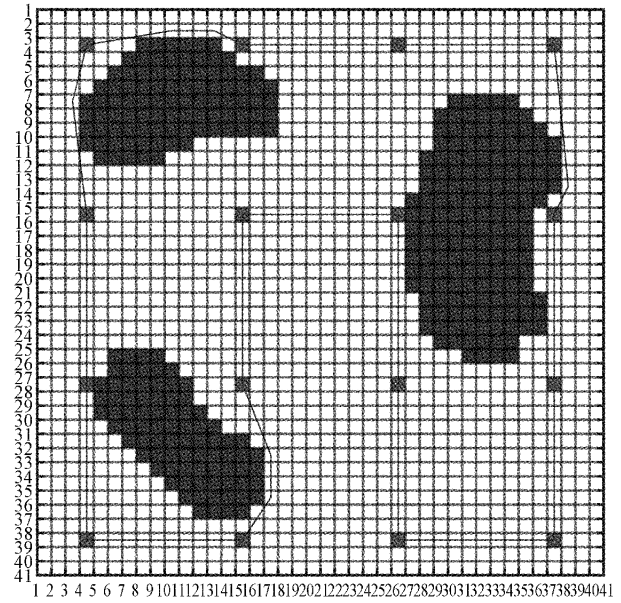


图 6 等距 16 采水点最优路径

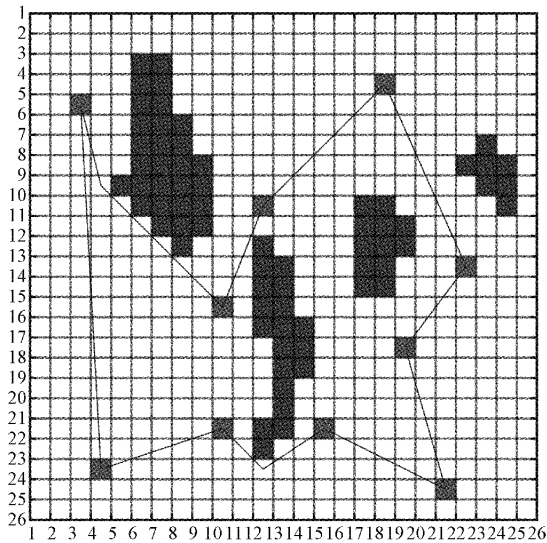


图 5 随机 10 采水点最优路径

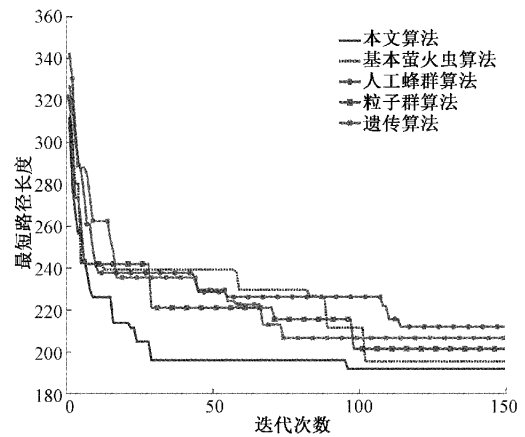


图 7 算法收敛趋势对比

算法^[22]、粒子群算法^[23]、遗传算法^[24]对改进后的蚁群算法所构建的采水路径网络进行 50 次搜索实验并做统计。表 1 所示为上述 5 种算法的实验结果统计。图 7 所示为这些算法在搜索过程中的最短距离变化趋势对比。

表 1 最优路径求解结果统计

性能指标	最短距离	最长距离	平均距离	标准差	首次收敛迭代次数
本文算法	183.14	195.57	187.36	5.76	77.20
基本萤火虫算法	183.14	205.19	189.49	7.17	85.84
人工蜂群算法	198.25	222.52	211.28	6.53	96.48
粒子群算法	197.24	216.92	205.40	6.22	82.64
遗传算法	197.03	227.71	209.67	11.19	102.86

分析可知,本文所提出的改进萤火虫算法搜索出的平均距离更短,达到最优解所需迭代次数更少,这是因为本文所定义的基于汉明距离和随机选择修正位置的萤火虫移动方式能够保证较劣解总是向较优解方向移动,并且完成移动后加入的随机交换操作提升了算法的鲁棒性,避免了算法陷入局部极值。

4 结 论

针对执行水质采样任务的无人船路径规划问题,本文将问题分解为构建最短采水路径网络和寻找最优采样顺序两个子问题。在构建的二维栅格地图中依次使用改进的蚁群算法和改进的萤火虫算法对问题进行求解。仿真实验结果表明:改进后的蚁群算法能够有效地搜寻到栅格地图中任意两点间的最短路径,相比传统蚁群算法所得转折点更少,更适合水质采样无人船行驶。在求解最优采样顺序问题上,改进后的萤火虫算法收敛速度更快,求解出的总路径长度更短。

参考文献

- [1] 姜媛媛, 张阳阳. 改进 8 邻域节点搜索策略 A* 算法的路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 234-241.
- [2] LUO J, WANG Z, PAN K. Reliable path planning algorithm based on improved artificial potential field method[J]. IEEE Access, 2022, 10: 108276-108284.
- [3] 侯宇翔, 高焕兵, 汪子健, 等. 改进 RRT 的移动机器人路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 47-52.
- [4] WANG X Y, FENG K, WANG G, et al. Local path optimization method for unmanned ship based on particle swarm acceleration calculation and dynamic optimal control[J]. Applied Ocean Research, 2021, 110: 102588.
- [5] 杨立炜, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 10-18.
- [6] 周凌云. 几种典型群智能算法及其更新机制研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2018.
- [7] 俞佳慧, 栾萌. 改进蚁群算法在无人艇路径规划中的应用[J]. 控制工程, 2022, 29(3): 413-418.
- [8] 徐玉琼, 娄柯, 李志鲲. 未知环境下改进变步长蚁群算法的机器人路径规划[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(9): 150-152.
- [9] SHEN Z P, DING W N, LIU Y C, et al. Path planning optimization for unmanned sailboat in complex marine environment[J]. Ocean Engineering, 2023, 269: 113475.
- [10] LI S, LUO T, WANG L, et al. Tourism route optimization based on improved knowledge ant colony algorithm[J]. Complex & Intelligent Systems, 2022, 8(5): 3973-3988.
- [11] 岳秀, 张超峰, 张伟, 等. 基于 A-Star 和改进模拟退火算法的航迹规划[J]. 控制工程, 2020, 27(8): 1365-1371.
- [12] 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在 TSP 优化中的应用[J]. 控制与决策, 2018, 33(2): 219-225.
- [13] ALI I M, ESSAM D, KASMARIK K. A novel design of differential evolution for solving discrete traveling salesman problems [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2020, 52: 100607.
- [14] YANG X. Nature-inspired optimization algorithms: Challenges and open problems [J]. Journal of Computational Science, 2020, 46:101104.
- [15] LIU J, LIN T, YIN S L. An improved discrete firefly algorithm used for traveling salesman problem[C]. 8th International Conference on Swarm Intelligence(ICS), 2017, 10385: 593-600.
- [16] 王艳, 王秋萍, 王晓峰. 基于改进萤火虫算法求解旅行商问题[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(8): 219-225.
- [17] 张立毅, 高杨, 费腾. 求解旅行商问题的萤火虫遗传算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(7): 1939-1944.
- [18] REZAEI K, REZAEI H. An improved firefly algorithm for numerical optimization problems and its application in constrained optimization[J]. Engineering with Computers, 2022, 38(4): 3793-3813.
- [19] ARORA S, KAUR R. An escalated convergent firefly algorithm [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2022, 34(2): 308-315.
- [20] 敖邦乾, 杨莎, 叶振环. 改进蚁群算法水面无人艇平滑路径规划[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(7): 1006-1014.
- [21] ZHOU L Y, DING L X, QIANG X L. A multi-population discrete firefly algorithm to solve TSP[C]. 9th International Conference on Bio-Inspired Computing-Theories and Applications (BIC-TA), 2014: 472: 648-653.
- [22] KARABOGA D, GORKEMLI B. Solving traveling salesman problem by using combinatorial artificial bee colony algorithms [J]. International Journal on Artificial Intelligence Tools, 2019, 28(1): 1950004.
- [23] EMAMBOCUS B A S, JASSER M B, HAMZAH M, et al. An enhanced swap sequence-based particle swarm optimization algorithm to solve TSP[J]. IEEE Access, 2021, 9: 164820-164836.
- [24] SINGH P, SINGH R K, JOSHI D, et al. Knowledge application to crossover operators in genetic algorithm for solving the traveling salesman problem[J]. International Journal of Software Innovation, 2022, 10(1):1-20.

作者简介

何世鹏, 硕士研究生, 主要研究方向为无人船路径规划与路径跟踪。

E-mail: heshipengsjz@qq.com

金世俊(通信作者), 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为服务机器人的环境检测与信息融合、路径规划、地图构建、图像分析、运行控制, 水声测试用系统及装备。

E-mail: jinsj@seu.edu.cn