

doi: 10.7690/bgzdh.2022.11.016

基于改进蚁群算法的无人机 2 维航路规划

柳文林¹, 潘子双¹, 赵红超²(1. 海军航空大学航空基础学院, 山东 烟台 264001;
2. 烟台理工学院人工智能学院, 山东 烟台 264005)

摘要: 针对传统蚁群算法在无人机 3 维航路规划中存在搜索时间长、容易陷入局部最优解的问题, 提出一种蚁群算法的改进策略。将固定翼无人机的性能约束条件作为待扩展节点是否可行的判断条件, 减小计算量和算法搜索时间; 对航路点的高度规划采用直接设定策略, 将 3 维航路规划问题简化为 2 维航路规划问题, 减小算法的复杂性; 改进全局信息素更新规则和安全启发因子, 解决了局部最优解和威胁源规避问题。仿真结果表明: 改进蚁群算法与传统蚁群算法相比, 能够有效规划出一条从起点到终点的飞行航路, 具有更高的有效性和实用性。

关键词: 航路规划; 改进蚁群算法; 信息素; 安全启发因子

中图分类号: V279 **文献标志码:** A

2D Path Planning for UAV Based on Improved Ant Colony Algorithm

Liu Wenlin¹, Pan Zishuang¹, Zhao Hongchao²(1. College of Aviation Basic Sciences, Naval Aviation University, Yantai 264001, China;
2. College of Artificial Intelligence, Yantai Institute of Technology, Yantai 264005, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional ant colony algorithm has long search time and is easy to fall into local optimal solution in UAV 3D route planning, an improved ant colony algorithm strategy is proposed. The performance constraints of the fixed-wing UAV are used to judge whether the node to be expanded is feasible or not, which reduces the amount of calculation and the search time of the algorithm. The height planning of the waypoint is directly set, which simplifies the 3D route planning problem into a 2D route planning problem and reduces the complexity of the algorithm. The global pheromone update rule and the safety heuristic factor are improved to solve the problems of local optimal solution and threat source evasion. The simulation results show that compared with the traditional ant colony algorithm, the improved ant colony algorithm can effectively plan a flight route from the starting point to the end point, and has higher effectiveness and practicability.

Keywords: path planning; improved ant colony algorithm; pheromone; safety heuristics factor

0 引言

无人机的航路规划问题得到了国内外研究者的极大关注^[1-2]。无人机在 3 维环境空间中执行任务, 跨越空间范围大、环境复杂, 而且自身约束条件较多; 因此, 航路规划算法需要在计算复杂度、搜索时间和航路代价之间做好折中处理, 以满足实际工程任务要求。无人机的航路规划算法有很多种, 其中, 蚁群算法具有正反馈、分布式计算、启发式搜索等优点, 得到了许多研究者的高度重视^[3], 但也存在前期搜索时间长、容易陷入局部最优解等缺点。针对这些缺点, 研究者们提出了一些改进策略, 如多蚁群蚂蚁优化算法^[4]、遗传算法和蚁群算法相结合的混合仿生算法^[5-6]、元胞蚁群算法^[7]、混合人工势场蚁群优化算法^[8-10]、改进混沌蚁群算法^[11]、量子蚁群算法^[12]等。文献[13-14]采用了局部信息素和全局

信息素双重更新改进策略, 并改进启发函数, 提高了全局搜索能力。文献[15-17]采用代价值排序法对信息素进行加权更新, 并改进状态转移概率, 提高了全局搜索能力。文献[18]采用了参数自适应调整、局部信息素和全局信息素双重更新、引入扰动因子等改进策略, 加快算法收敛速度。文献[19]引入目标诱惑改进信息素更新规则, 并改进启发函数, 提高了航路规划的时效性和安全性。

小型固定翼无人机的飞行性能约束条件较为严苛^[20]; 但是前人对无人机性能约束条件的研究还不够深入。另外, 机载计算机的解算能力有限, 要求航路规划算法应具有计算量小、精度高、实用性强等特点。笔者从算法简单高效的角度出发对传统蚁群算法进行一些改进, 在满足无人机性能约束条件、算法简单、计算量小的前提下, 克服了传统蚁群算

收稿日期: 2022-07-13; 修回日期: 2022-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(61174031)

作者简介: 柳文林(1977—), 男, 山东人, 博士, 副教授, 从事飞行动力学与飞行安全以及飞机结构腐蚀、疲劳与寿命可靠性研究。

E-mail: navylw1@126.com

法搜索时间长、容易陷入局部最优解的缺点。

1 航路规划问题分析

航路规划问题就是在综合考虑无人机航程、能耗、威胁以及性能约束条件等要素的前提下，规划出最优或者满意的飞行参考航路，以保证无人机圆满地完成飞行任务。笔者主要研究固定翼无人机在山区环境中执行自然灾害勘察工作。航路规划环境建模以及固定翼无人机的性能约束条件在文献[20]中已进行了详细介绍。性能约束条件主要包括 4 项：

1) 最大航程约束。无人机携带的能源决定了无人机的最大航程，以 L_{\max} 表示；算法规划出的一条航路的总航程必须小于无人机的最大航程。

2) 最小惯性距离约束。最小惯性距离是指无人机变换飞行方向时，由于惯性作用需要按原方向飞行的最短距离，以 L_{\min} 表示。

3) 最大转弯角约束。由于自身机动性能的限制，无人机在转弯飞行时，转弯角度不能超过最大转弯角 $\Delta\psi_{\max}$ 。

4) 最大、最小飞行高度约束。无人机执行勘察工作通常是在低空飞行，为了保证摄像机拍照和录像的清晰度，无人机高于地面的最大高度受到限制，以 Δh_{\max} 表示。另外，为了避免无人机与山区的高压电线、树木等障碍物发生碰撞危险，需要为无人机设定高于地面的最小飞行高度，以 Δh_{\min} 表示。

在建立了规划环境模型后，再采用栅格法对环境空间进行划分。假设各项威胁源的位置信息事先已知，将各项威胁源占据的栅格作为无人机无法通过的栅格。无人机航路规划问题就变成了在可通过的栅格集合中搜索有序的子集，使无人机飞行距离最短的问题。

为了简化 3 维航路规划问题，对 3 维航路规划中的高度规划采用直接设定策略^[20]，即设置各个航路点高于地面的高度介于最大、最小飞行高度之间。由此将 3 维航路规划问题简化为 2 维航路规划问题，算法搜索过程中只在 2 维平面内的栅格节点上搜索候选节点。在采用改进蚁群算法进行航路规划时，将性能约束条件作为待扩展节点是否可行的判断条件。当前节点的待扩展节点如图 1 所示。

下图中：数字 1~9 为节点编号，1 为当前节点，9 为上一节点； L_1 为上一段航路； $j=2, 3, \dots, 8$ 为待扩展节点；各条带箭头的虚线为待选的下一段航路，以 L_j 表示。首先利用最小惯性距离约束判断待扩展节点是否可行，从 1 到 j 的距离大于 L_{\min} 的节点 j

才能满足条件。然后利用最大转弯角约束判断待扩展节点是否可行，显然 L_5 的转弯角为 0° ，下一段航路相对于上一段航路的转弯角实际上就是各条虚线与 L_5 的夹角，该夹角不大于 $\Delta\psi_{\max}$ 的节点才能满足条件。待扩展节点 j 完全满足这 2 项约束条件才是可行的节点，才能作为候选节点，放入允许转移节点集合；否则，将待扩展节点剔除。这样有效地减少了候选节点的数目，既保证了规划航路能够满足约束条件，又减小了运算量和搜索时间。

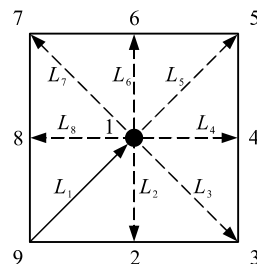


图 1 当前节点的待扩展节点

2 改进蚁群算法设计

针对传统蚁群算法的不足之处，在综合分析了前人改进策略的基础上，进一步提出了更为有效的改进策略。

2.1 信息素的改进

在传统蚁群算法中，初始信息素均匀分布，目标点的吸引性不突出，蚂蚁最终找到目标点的概率较低，即航路规划的成功率较低。为此，在初始信息素设置时，目标点的信息素初值设为一个较大值，而空间中其他栅格节点的信息素初值相等，且都为较小值；以突出目标点的吸引性。对于信息素更新规则，采用局部信息素更新和全局信息素更新相结合的策略。

1) 局部信息素更新。

每一只蚂蚁个体经过一个节点后，要对该节点的信息素浓度进行衰减，其目的是减少其他蚂蚁选择该节点的可能性，增加蚁群发现更多路径的机会，避免算法陷入局部最优。局部信息素更新规则如下：

$$\tau_{ij} = (1 - \xi)\tau_{ij} \quad (1)$$

式中 ξ 为信息素衰减系数， $0 < \xi < 1$ 。

2) 全局信息素更新。

当蚁群完成一次迭代，所有蚂蚁都找到一条航路后，需要对信息素做一遍全面更新。传统的研究只对本次迭代获得的最优航路上的节点增加信息素浓度^[9, 12, 14, 18]。这种策略的目的是使最优航路与非最优航路的信息素浓度差异很大，提高搜索速度和

收敛速度；但是容易陷入局部最优解。为此，笔者进行改进，将蚁群找到的全部航路都增加信息素浓度；同时，又对最优航路再增加一次信息素浓度。目的是既实现了最优航路与非最优航路的信息素差异，又使非最优航路的信息素保持一定的浓度，从而保证规划航路的多样性，避免局部最优解。全局信息素更新公式如下：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \rho(\Delta\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}^*) \quad (2)$$

式中： t 为迭代次数； ρ 为信息素挥发因子， $0 < \rho < 1$ ； $\Delta\tau_{ij}$ 为本次迭代整个蚁群在路径 (i, j) 上释放的信息素； $\Delta\tau_{ij}^*$ 为本次迭代最优航路上的路径 (i, j) 的信息素增量。

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{n=1}^N \Delta\tau_{ij}^n \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^n = \begin{cases} Q/L_n, & \text{第 } n \text{ 只蚂蚁经过 } (i, j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中： N 为蚂蚁总数； Q 为信息素强度常数； L_n 为第 n 条航路的总长度。

$$\Delta\tau_{ij}^* = \begin{cases} Q/L_{\text{best}}, & (i, j) \text{ 属于最优航路} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中 L_{best} 为本次迭代最优航路的总长度。

在全局信息素更新完毕后，对所有路径上的信息素浓度进行阈值处理，将信息素浓度限制在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 范围内，防止一些路径上信息素浓度过大而导致搜索陷入停滞。

2.2 启发函数的改进

启发函数是影响蚁群算法收敛速度和稳定性的重要因素，在传统蚁群算法中启发函数通常取为：

$$\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij} \quad (6)$$

式中： d_{ij} 为路径 (i, j) 的长度，传统的启发函数无法较好地引导蚂蚁向目标点行进，更不能引导蚂蚁规避各种威胁源。为此，文献[14]引入了安全启发因子、距离启发因子和路径偏移因子。距离启发因子是在 d_{ij} 的基础上增加候选节点到目标点的距离，即

$$D_j = wd_{ij} + (1-w)d_{jG} \quad (7)$$

式中： w 为权重， $0 < w < 1$ ； d_{jG} 为候选节点 j 到目标点的距离。显然 D_j 越小越好。

文献[14]的安全启发因子只考虑候选节点的高度，过于简单化，对于规避威胁源问题研究不够深入。笔者进行改进，考虑到环境空间中的山峰、风切变区等威胁源的影响，要求候选节点到威胁源的距离越远越好，从而使无人机的飞行安全性越高。

从该角度考虑，则不需要路径偏移因子，不以规划航路接近直线、减少转弯为设计指标。规划航路为了提高安全性而绕过威胁源，增加了转弯次数是符合工程实际需求的。

为简单起见，将候选节点到各个威胁源中心的水平距离的最小值设为安全启发因子。计算如下：设候选节点 j 在地面的坐标值为 (x_j, y_j) ，它到第 m 个山峰中心的水平距离为：

$$\text{Th1}_{jm} = \sqrt{(x_j - x_m)^2 + (y_j - y_m)^2} \quad (8)$$

式中： $m=1, 2, \dots, M$ 。它到第 m 个风切变区中心的水平距离为：

$$\text{Th2}_{jm} = \sqrt{(x_j - x_{wm})^2 + (y_j - y_{wm})^2} \quad (9)$$

则安全启发因子表示为：

$$\text{Th}_j = \min(\text{Th1}_{jm}, \text{Th2}_{jm}) \quad (10)$$

综合距离启发因子和安全启发因子的作用，设计启发函数：

$$\eta_{ij}(t) = \text{Th}_j / D_j \quad (11)$$

2.3 转移概率的改进

第 n 只蚂蚁选择下一节点的概率为：

$$S_{ij}^n(t) = \begin{cases} \arg\max_{\lambda \in \text{allowed}_n} [\tau_{i\lambda}^\alpha(t) \eta_{i\lambda}^\beta(t)], & q \leq q_0 \\ P_{ij}^n(t), & q > q_0 \end{cases} \quad (12)$$

式中： allowed_n 为第 n 只蚂蚁的允许转移节点集合； α 和 β 分别为信息素重要程度因子和启发值重要程度因子； q 为一个随机数， $0 \leq q \leq 1$ ； q_0 是根据处理问题的实际情况设置的一个常数； $P_{ij}^n(t)$ 为传统蚁群算法的转移概率，即

$$P_{ij}^n(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_n} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)}, & j \in \text{allowed}_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

由式(12)可以看出，该转移概率将确定性转移方式和启发式转移方式进行了综合，两者的转换由随机数 q 和常数 q_0 来决定。改进策略提高了算法搜索速度，克服了传统蚁群算法搜索时间长的缺点。

3 3 维航路规划仿真分析

为检验笔者提出的改进蚁群算法的可行性与有效性，采用 Matlab R2010b 软件编程构建固定翼无人机 3 维航路规划仿真模型，基于改进蚁群算法开展航路规划仿真分析工作。

仿真场景设置如下：以东北天坐标系为参考基准，山区环境空间为 $100 \text{ km} \times 100 \text{ km} \times 4 \text{ km}$ 的区域，

由于高度规划采用直接设定策略，因此将 3 维航路规划问题简化为 2 维航路规划问题，地面环境范围为 100 km×100 km 的区域；无人机的起飞点坐标为 (0 km, 0 km)，目标点坐标为 (86 km, 80 km)；无人机飞行到目标点去执行自然灾害勘察任务，在目标点上空盘旋几圈进行勘察，并完成转弯，然后返回起飞点。无人机在执行勘察工作时高于地面的最大高度设置为： $\Delta h_{\max}=500$ m。山区的高压电线、树木的高度一般都小于 30 m，因此设定高于地面的最小高度约束为： $\Delta h_{\min}=30$ m。实际飞行中还要增加一定的安全高度，因此设置无人机飞行时高于山区地面的高度为 150 m。

笔者采用改进蚁群算法为固定翼无人机规划出自起飞点到目标点的参考航路。在山区环境中设置 8 座山峰和 8 个风切变区，在环境建模中山峰用圆锥体来近似模拟，风切变区用圆柱体来近似模拟^[20]。山峰参数如表 1 所示，其中，东向坐标和北向坐标是山峰中心点的地面坐标值。风切变区参数如表 2 所示，其中，东向坐标和北向坐标是圆柱体底面圆心的地面坐标值。

表 1 山峰参数 km

序号	东向坐标	北向坐标	东向坡度	北向坡度	高度
1	18	38	13.0	15.0	1.1
2	16	72	13.0	13.0	1.2
3	44	18	13.5	13.5	1.7
4	38	84	10.0	10.0	1.1
5	52	54	15.0	14.2	2.1
6	74	88	11.0	11.0	1.5
7	78	14	14.0	15.0	1.3
8	88	56	11.0	10.0	1.2

表 2 风切变区参数 km

序号	东向坐标	北向坐标	底面圆半径	高度
1	12	28	5.0	1.3
2	11	63	5.0	1.4
3	35	12	5.8	1.9
4	32	72	4.6	1.3
5	42	47	7.0	2.3
6	66	81	5.8	1.7
7	67	11	5.2	1.5
8	82	48	5.0	1.4

设置栅格的间距为 2 km，环境区域被划分为 50×50 个栅格，算法搜索的航路是一组栅格节点序列。面对山区环境复杂、障碍物多的情况，采用传统蚁群算法进行无人机航路规划仿真实验发现，由于没有目标点引导和威胁源规避策略，传统蚁群算法无法规划出可行航路；因此与传统蚁群算法不具有可比性。又采用前人的一些改进蚁群算法进行了大量仿真实验，发现在没有目标点引导和威胁源规避策略的情况下算法也很难规划出参考航路。

为了验证本文中算法的有效性，从全局信息素

更新规则的差异上将笔者的改进蚁群算法与前人的改进蚁群算法进行对比仿真分析。前人算法的更新规则仅增加本次迭代最优航路上的信息素浓度^[9, 12, 14, 18]，本文中算法的更新规则是在全部航路都增加信息素浓度的基础上，又对最优航路再增加一次信息素浓度。除了全局信息素更新规则的差异以外，2 种算法都采用了无人机约束条件作为选择候选节点的条件，设置目标点信息素初值很大，设置安全启发因子为节点到威胁源的最小距离等几项改进策略。

仿真中改进蚁群算法的参数设置如下：迭代次数 $I_{\max}=50$ ，蚂蚁总数 $N=20$ ， $\zeta=0.3$ ， $\rho=0.3$ ， $Q=60$ ， $\tau_{\min}=0.4$ ， $\tau_{\max}=6$ ， $w=0.3$ ， $\alpha=2.0$ ， $\beta=1.5$ ， $q_0=0.8$ 。无人机性能约束参数设置为： $L_{\max}=150$ km， $L_{\min}=1.0$ km， $\Delta\psi_{\max}=60^\circ$ ， $\Delta h_{\max}=500$ m， $\Delta h_{\min}=30$ m。

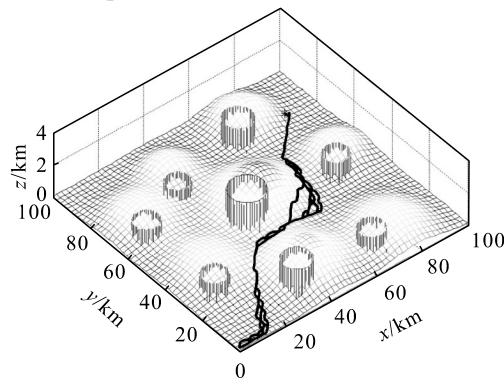
采用蒙特卡洛法进行 100 次仿真实验，对仿真结果进行统计分析可知，采用本文中算法进行一次航路规划的平均耗时为 13.49 s，采用前人算法进行一次航路规划的平均耗时为 13.74 s；时间差异不大。但是，本文中算法规划出的参考航路总长度比前人算法的要小，航路总长度对比如表 3 所示。

表 3 航路总长度对比 km

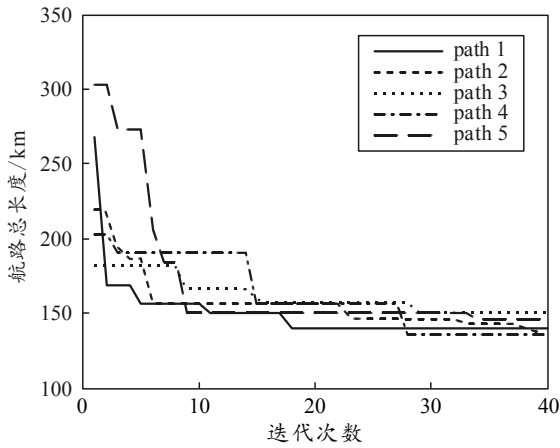
算法名称	平均值	最大值	最小值
前人算法	139.78	150.19	129.07
本文算法	132.25	142.69	120.42

由上表可得，本文中算法规划航路的总长度与前人算法相比，平均值减小了 5.39%，最大值减小了 4.99%，最小值减小了 6.70%，证明了本文中算法更有效地克服了局部最优解问题，全局寻优能力更强，具有更高的有效性和实用性。

从前人算法规划出的航路中抽样了 5 条航路，仿真结果如图 2 所示。从本文中算法规划出的航路中抽样了 5 条航路，仿真结果如图 3 所示。在图 2(b) 和图 3(b) 中，path 1-5 表示 5 条航路。

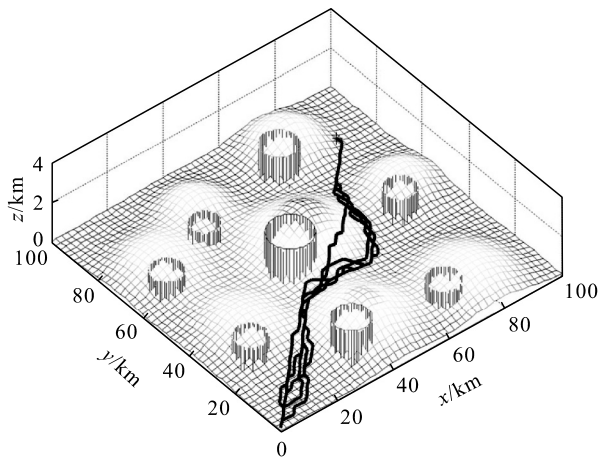


(a) 3 维环境空间中的航路曲线

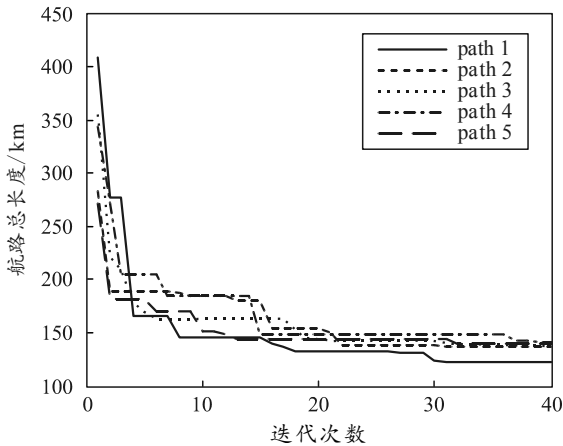


(b) 航路总长度收敛曲线

图 2 传统改进蚁群算法的航路规划结果



(a) 3 维环境空间中的航路曲线



(b) 航路总长度收敛曲线

图 3 本文中改进蚁群算法的航路规划结果

4 结论

笔者从算法简单高效的角度出发，针对无人机 3 维航路规划的蚁群算法提出一些改进策略。将固定翼无人机的性能约束条件作为待扩展节点是否可行的判断条件，满足约束条件的节点才能作为候选节点，有效地减少了候选节点的数目，从而减小了

计算量和算法搜索时间。为进一步使算法简单高效，对 3 维航路规划中的高度规划采用直接设定策略，在满足最大最小飞行高度约束条件的前提下，将 3 维航路规划问题简化为 2 维航路规划问题。改进了全局信息素更新规则，保证规划航路的多样性，避免陷入局部最优解。同时，改进了安全启发因子的设计，解决了威胁源规避问题。通过将本文中算法与前人算法的仿真结果对比，验证了本文中算法具有更高的有效性和实用性。

参考文献：

- [1] AGGARWAL S, KUMAR N. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: a review, solutions, and challenges[J]. Computer Communications, 2020, 149: 270-299.
- [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): 107-114.
- [3] 张兰勇, 耿文杰, 刘胜. 基于蚁群算法的多连接查询优化问题研究[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(S2): 72-79.
- [4] CEKMEZ U, OZSIGINAN M, SAHINGOZ O K. Multi colony ant optimization for UAV path planning with obstacle avoidance[C]// Proceedings of 2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems, Piscataway. NJ, USA: IEEE Press, 2016: 47-52.
- [5] JI X, HUA Q, LI C, et al. 2-OptACO: An improvement of ant colony optimization for UAV path in disaster rescue[C]// Proceedings of 2017 International Conference on Networking and Network Applications. Piscataway. NJ, USA: IEEE Press, 2017: 225-231.
- [6] 胡腾. 基于仿生算法的小型无人机三维侦察航迹规划研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2019: 35-45.
- [7] 李兴超, 魏瑞轩, 张启瑞, 等. 元胞蚁群算法的城市楼宇间无人机航路规划[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(5): 19-23.
- [8] XING D, ZHEN Z, ZHOU C, et al. Cooperative search of UAV swarm based on ant colony optimization with artificial potential field[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 36(6): 912-918.
- [9] 窦爽成. 基于改进蚁群算法的无人机避险方法研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2019: 25-35.
- [10] 李宪强, 马戎, 张伸, 等. 蚁群算法的改进设计及在航迹规划中的应用[J]. 航空学报, 2020, 41(S2): 213-219.
- [11] 刘蓉, 杨帆, 张衡. 基于改进混沌蚁群算法的无人机航路规划[J]. 指挥信息系统与技术, 2018, 9(5): 41-48.
- [12] 夏国清, 韩志伟, 赵博, 等. 基于量子蚁群算法的无人水面艇航迹规划[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2019, 40(7): 1263-1268.