

引用格式:李佳欢,王新华,周城宇,等.多旋翼无人机编队动态航路规划研究[J].电光与控制,2018,25(9):53-57. LI J H, WANG X H, ZHOU C Y, et al. On dynamic route planning for multi-rotor UAV formation[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(9):53-57.

## 多旋翼无人机编队动态航路规划研究

李佳欢, 王新华, 周城宇, 杨天开, 曾旭  
(南京航空航天大学, 南京 211106)

**摘要:**针对多旋翼无人机的编队动态航路规划问题,提出一种蚁群算法和快速扩展随机树 RRT 算法相结合的改进混合算法。首先利用蚁群算法离线搜索全局航路代价最小的初始航路,在局部航路规划中提出“协同避障—重构”策略,同时运用改进 RRT 算法实时修正几何航路,使机群满足时间协同约束绕过静态威胁源和突发障碍物,编队飞行至目的地。仿真结果表明,提出的改进混合算法和策略能有效规划无人机动态无碰航路,相较普通 RRT 算法,航路最优性及局部航路在线搜索速率得到明显提升。

**关键词:**无人机编队; 动态航路规划; 队形重构; 蚁群算法; 快速扩展随机树算法; 混合算法

**中图分类号:** V279; TP391.1 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.09.012

## On Dynamic Route Planning for Multi-rotor UAV Formation

LI Jia-huan, WANG Xin-hua, ZHOU Cheng-yu, YANG Tian-kai, ZENG Xu  
(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** To solve the problem of dynamic route planning for multi-rotor Unmanned Aerial Vehicle (UAV) formation, an improved hybrid algorithm combining ant colony algorithm with Rapidly-exploring Random Tree (RRT) algorithm was proposed. Firstly, the ant colony algorithm was used to search the original global route with the lowest cost, and the “cooperative avoidance-reconstruction” strategy was proposed in the local route planning. Then the improved RRT algorithm was used to modify the geometric route in real time, thus the UAV formation could avoid the static threats and unexpected obstacles and fly to the destination while satisfying the time constraints. The simulation results show that: 1) The improved hybrid algorithm and strategy can implement the dynamic route planning for UAVs effectively; and 2) Compared with the common RRT algorithm, the optimality of the overall route and the online search rate of the local route are improved significantly.

**Key words:** UAV formation; dynamic route planning; formation reconstruction; ant colony algorithm; rapidly-exploring random tree algorithm; hybrid algorithm

### 0 引言

多旋翼无人机机动灵活、可控性强,具有可定点悬停、垂直起降、倒飞等飞行特性<sup>[1]</sup>,在军事方面得到了越来越多的应用。编队航路规划算法是实现无人机编队飞行的关键技术之一,能够有效提高无人机在任务环境中的生存能力。

无人机航路规划的重难点在于未知环境下的动态

避障航路规划和多机协同规划。文献[2]提出一种基于古典概率路线图 (PRM) 的多机快速探索伪随机树 (MRPT) 算法,将概率方法扩展为分布式复合多机系统中的确定性规划,提高了搜索效率;文献[3]提出了改进人工势场法,实现了机器人碰撞避免的动态路径规划,避免陷入局部极小值点;文献[4]提出一种具有良好持续搜索能力和收敛性的改进蚁群算法——基于主次种群策略的蚁群算法,提升了求解能力。上述方法基本解决了单一算法中存在的缺陷,但仍未实现对多机协同规划和动态规划的结合。

在现有的航路规划方法中,蚁群算法和快速扩展随机树算法 (Rapidly-exploring Random Tree, RRT) 应用较

收稿日期:2017-09-12

修回日期:2018-08-22

作者简介:李佳欢(1995—),女,江苏无锡人,硕士生,研究方向为控制理论与控制技术。

为广泛。蚁群算法具有全局优化能力强、对优化问题要求宽松、有并行机制等优点,但存在易陷入局部极小值问题。RRT 算法能够在障碍物或威胁复杂情况下快速搜索未知区域并找到一条较优可行航路,但随机性较强。因此,提出一种结合蚁群算法和 RRT 算法的改进混合算法 A-RRT 来解决动态航路规划问题。本文主要创新点如下:采用分层思想将航路规划拆分为初始航路和动态实时两个环节进行降维处理,降低问题计算量;采用 Voronoi 图划分任务环境,简化环境模型,加快算法收敛速度;在普通 RRT 算法基础上引入障碍物方向预判,调整 RRT 算法搜索方向并去除冗余航点,提升 RRT 算法实时性。仿真结果表明,该混合算法可以优化航路规划过程,提高规划算法的搜索效率。

## 1 多机动态航路规划问题分析

多无人机的航路规划问题要求在满足静、动态障碍物威胁约束、多机避碰约束、共同到达时间约束和飞行速度约束下,为各无人机规划出一条从起始点到目标点的指定评价函数最优航路。本文针对同地起飞的机群,采用分层滚动规划思想<sup>[5]</sup>,利用 A-RRT 改进混合算法解决动态在线航路规划问题。

1) 全局航路规划层。利用蚁群算法基于层次分解策略,为机群规划出实现时间协同,避开静态障碍物威胁的初始最优航路。

2) 局部动态规划层。飞行过程中,在滚动窗口下对移动障碍物信息实时勘探,通过改进 RRT 算法进行局部动态规划。

3) 协同队形重构层。对因避障而局部变更航路的机群重构队形使其快速恢复原队形。

## 2 动态航路规划方法设计

### 2.1 构建加权 Voronoi 图

首先对飞行环境进行建模。飞行区域中分布着多个静态障碍物威胁,利用 Voronoi 图划分区域,得到一个由离散节点组成,可用数据结构表示的网络图,其几何边界就是可飞行航路。划分 600 m × 600 m 初始障碍物环境如图 1 所示。

假设  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$  为相邻节点组成的可飞航路集合,  $J_i$  为  $e_i$  的航路代价,  $L_i$  为  $e_i$  的长度。

在航路  $e_i$  上,取航路六等分点处 3 个点上的威胁代价相加来代替整条边的碰撞威胁代价  $J_{threat,i}$ ,即

$$J_{threat,i} = L_i \sum_{j=1}^3 \left( \frac{1}{d_{1/6i,j}^4} + \frac{1}{d_{1/2i,j}^4} + \frac{1}{d_{5/6i,j}^4} \right) \quad (1)$$

该条航路的飞行能源代价只与航路长度有关,即

$$J_{fuel,i} = L_i \quad (2)$$

综上,设计航路  $e_i$  上的航路代价为

$$J_i = k_1 J_{threat,i} + (1 - k_1) J_{fuel,i} \quad (3)$$

式中,  $k$  表示雷达威胁代价的权重。

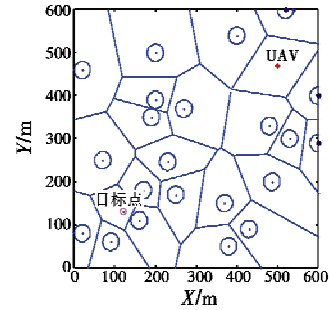


图1 Voronoi 图划分初始任务环境

Fig.1 Initial task environment divided by Voronoi diagram

### 2.2 基于蚁群算法的初始航路规划

在完成环境建模后,基于蚁群算法将同地起飞的机群作为一个整体来规划初始航路。蚁群算法是一种模拟自然界中真实蚂蚁觅食现象的求解复杂优化问题的智能算法<sup>[6]</sup>。蚂蚁  $k$  从节点  $i$  移动到可行节点  $j$  的状态转移概率为

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in a_i} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta} & j \in a_i \\ 0 & j \notin a_i \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $\eta_{ij}(t)$  为启发函数,设计其与航路代价有关,  $\eta_{ij}(t) = 1/J_i$ ;  $\alpha$  为信息素重要程度因子,其值越大,表示信息素浓度在路径选择中起的作用越大;  $\beta$  为启发函数重要程度因子;  $\tau_{ij}(t)$  表示时刻  $t$  从节点  $i$  移动到节点  $j$  的信息素,它的大小能很大程度影响状态转移概率  $P_{ij}^k$ ;  $a_i$  表示第  $i$  个可移动到的节点。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij} \quad 0 < \rho < 1 \quad (5)$$

式中,  $\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^n \Delta \tau_{ij}^k$ ,

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁从节点 } i \text{ 转移到节点 } j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\rho$  表示信息素的挥发系数,为了避免信息素过多,当所有蚂蚁完成从出发点到达目标点即循环一次后,需要对各节点路径上的残留信息素进行实时更新;  $Q$  为信息素强度,表示蚂蚁循环一次路径上残留的信息素总量,它能够影响规划算法的收敛速度;  $L_k$  为第  $k$  只蚂蚁经过的路径的长度;  $\Delta \tau_{ij}$  表示从  $t$  时刻到  $t+1$  时刻增多的信息素浓度增量;  $\Delta \tau_{ij}^k$  表示第  $k$  只蚂蚁从  $t$  时刻到  $t+1$  时刻增多的信息素浓度。

蚁群算法解决单机航路规划问题的实现步骤如下:

1) 在起始节点上随机放置  $m$  只蚂蚁,并将蚂蚁的禁忌表即路径存储表清空;

2) 按照状态转移概率为每只蚂蚁选择下一节点,直到所有蚂蚁完成一次搜索找到下一节点;

3) 将每只蚂蚁移动到新的节点,将新节点添加进蚂蚁的禁忌表;

4) 若所有蚂蚁均到达目标点,执行步骤5),否则继续执行步骤2);

5) 计算每只蚂蚁的航路代价,记录本次循环最优航路,进行信息素更新,循环次数  $N_c = N_c + 1$ ;

6) 当  $N_c$  达到最大值  $N_{max}$  时执行步骤7),否则返回步骤2);

7) 输出本次规划得到的最优航路。

### 2.3 基于 RRT 改进算法的局部航路规划

假设无人机在飞行中能探测到一定半径内移动障碍物与机头的相对位置。在上一时刻  $t$  无人机位置  $(x_{U1}, y_{U1})$ , 相对于无人机,障碍物位置为  $(x_1, y_1)$ , 当前时刻  $t + T$  无人机位置  $(x_{U2}, y_{U2})$ , 障碍物位置为  $(x_2, y_2)$ 。障碍物对地速度大小以及方向分别表示为

$$\begin{cases} \vec{V}_b = \frac{\sqrt{(x_2 - x_1 + x_{U1} - x_{U2})^2 + (y_2 - y_1 + y_{U1} - y_{U2})^2}}{T} \\ \vec{V}_b = (x_2 - x_1 + x_{U1} - x_{U2}, y_2 - y_1 + y_{U1} - y_{U2}) \end{cases} \quad (7)$$

无人机每个步长时间  $T$  刷新一次滚动窗口,障碍物在时间  $T$  内可到达的最远距离是  $TV_b$ , 将其膨胀为以当前所处位置为圆心,  $TV_b$  为半径的圆形区域。若该区域影响无人机的航路,则利用改进 RRT 算法绕过障碍物。

RRT 算法能够在障碍物威胁复杂情况下快速搜索未知区域,找到一条较优可行航路。利用 RRT 算法找到一条从出发点 to 任务点航路的步骤分为随机树节点扩展和反向搜索<sup>[7]</sup>,如图2所示。

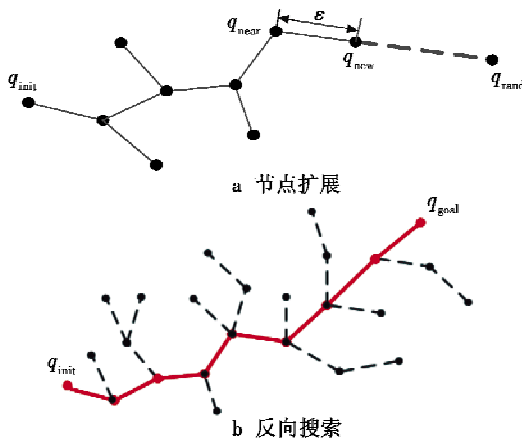


图2 RRT 算法随机树生长过程

Fig.2 Random tree growth process of RRT algorithm

局部航路规划具体实现步骤如下:

1) 算法初始化,设置随机树的出发点  $q_{init}$ ,任务终点  $q_{goal}$ ,普通 RRT 概率参数  $p_s$ ;

2) 此刻随机树生长到  $q_{near}$  位置,判断其是否到达任

务终点,  $\|q_{goal} - q_{near}\| < \epsilon$  成立就认为到达终点,若已经到达目标,执行7),否则继续执行3);

3) 生成随机数  $p \in [0, 1]$ ,若  $p < p_s$ ,则执行4),否则跳至5);

4) 将最终目标点位置作为  $q_{rand}$ ,确定  $q_{near}$ ,在向量  $\vec{q_{near}q_{rand}}$  方向上生长一步长  $\epsilon$ ,计算出候选新节点  $q_{new}$ ,跳至6);

5) 在任务环境中引入障碍物速度预判,生成节点  $q_{rand}$ ,在向量  $\vec{q_{near}q_{rand}}$  方向上生长一步长  $\epsilon$ ,得到新节点  $q_{new}$ ;

6) 判断  $q_{new}$  与  $q_{near}$  间是否存在雷达和障碍物威胁,若没有威胁,表示  $q_{new}$  可以加入随机树,找到现有随机树距离  $q_{new}$  最近的点连接  $q_{new}$ ,随机树成功行进一步,返回2),若威胁影响这一步长则返回3);

7) 在随机树中反向搜索寻找从起始  $q_{init}$  到目标  $q_{goal}$  的航路;

8) 去除冗余航点,输出最终航点序列。

普通 RRT 算法的缺点是随机性较大,实时性较差。本文对普通 RRT 算法做出以下几点改进:利用 Logistic 映射混沌序列  $x_{k+1} = \mu x_k (1 - x_k)$ ,使  $\vec{q_{rand}}$  均匀随机采样,随机节点尽量覆盖整个任务环境;在5)中引入障碍物方向预判,调整 RRT 算法搜索方向,障碍物当前运动方向为  $\vec{V}_b$ ,调整新的节点在向量  $\vec{q_{near}q_{rand}} + \vec{V}_b$  上生成;在8)中进行航点序列优化,7)中生成航点序列  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ,无人机一步长为  $step$ ,去除部分冗余序列点,伪代码如下:

```

For i = 5:1
    If juli( $S_0, S_i$ ) < step and no barrier
         $S = \{S_i, S_{i+1}, \dots, S_n\}$  //去除过于相近航点
    End
End
    
```

### 2.4 多机协同动态避障

针对多机问题,当机群同地起飞后,在飞行过程中,遇到诸如障碍物、威胁区、禁飞区等威胁被迫拆开队形时,需综合考虑无人机之间以及与障碍物的避障约束。将机群内其他无人机作为移动障碍物,利用改进 RRT 算法完成各自避障后再迅速重构队形回到预定队形,称之为协同避障—重构策略,流程如图3所示。

设置重建标志  $w: w = 0$ ,表示机群按一定队形飞行; $w = 1$ ,表示队形在避障过程中发生改变。当无人机在5个步长时间内滚动窗内均无移动障碍物威胁时,则认为无人机脱离了障碍物威胁,此时开始进行队形重构,如图4所示。

如图4所示,设无人机最大飞行速度为  $V_{max}$ ,3架

无人机坐标分别为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ , UAV2 最后脱离障碍物。 $x$  为 UAV2 当前位置到重构位置的水平距离,  $H$  为 UAV1 与 UAV2 编队队形中的水平距离,  $L_{ij}$  为脱离障碍物时刻 UAV $i$  与 UAV $j$  的水平距离。故设 UAV2 重构后的末坐标在 $(x_2 + x, y_2)$ , 则 UAV3 重构后的坐标在 $(x_3 + x - L_{23}, y_3)$ , UAV1 重构后的坐标在 $(x_1 + H - L_{12}, y_1)$ , 在速度约束下求取队形重构末位置。对  $x$  的取值建立方程为

$$X = \begin{cases} X > L_{23} \\ X > L_{12} - h \\ X/t = V_{\max} \\ (X + h - L_{12})/t < V_{\max} \\ (X - L_{23})/t < V_{\max} \end{cases} \Rightarrow x = \min X, t = \frac{x}{V_{\max}} \quad (8)$$

对 3 架无人机进行速度控制

$$\begin{cases} V_1 = x/t \\ V_2 = (x + H - L_{12})/t \\ V_3 = (x - L_{23})/t \end{cases} \quad (9)$$

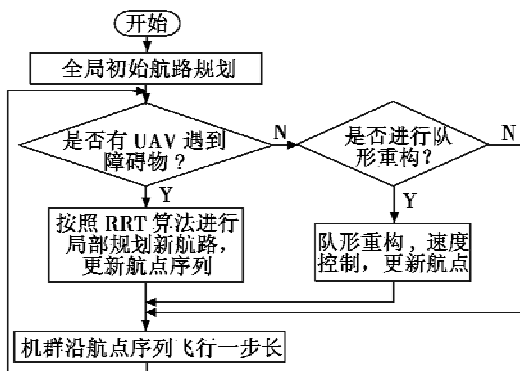


图3 协同避障—重构策略流程图  
Fig.3 Flow chart of collaborative avoidance-reconstruction strategy

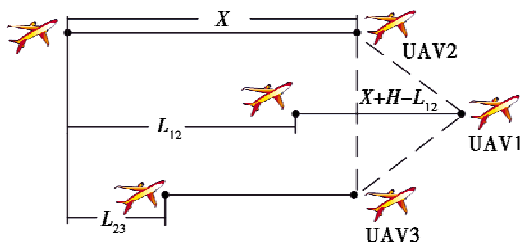


图4 避障后重构示意图  
Fig.4 Reconstruction after obstacle avoidance

### 3 仿真验证

为了验证提出的混合算法及策略在动态航路规划中的有效性,开展相关仿真实验。仿真工具为 Windows 8 系统下 Matlab 2012, 计算机主频为 2.26 Hz, 2 GB 内存。在图 1 所示的初始环境中,对出发点为(12 m, 13 m),目标点为(52 m, 47 m)的 3 架无人机进行动态航路

规划。对 A-RRT 改进算法进行参数设置:蚂蚁数量  $m = 10, N_{\max} = 100, \alpha = 1, \beta = 5, \rho = 0.2, Q = 1$ ,改进 RRT 算法的步长为 2 m, 概率参数  $q$  为 0.5, 航路代价函数中权重系数  $k_1 = k_2 = 0.5$ 。编队中有 3 架多旋翼无人机, 飞行速度  $V_{\max} = 5 \text{ m/s}$ , 理论上多旋翼无人机无最低时速。

#### 3.1 初始航路规划结果分析

图 5 所示为同地起飞机群作为整体飞行的全局初始航路,各无人机速度均为 5 m/s, 协同到达时间 ETA 为 119.23 s, 整体航路代价为 632.82 (无量纲), 算法离线规划时间为 0.40 s。

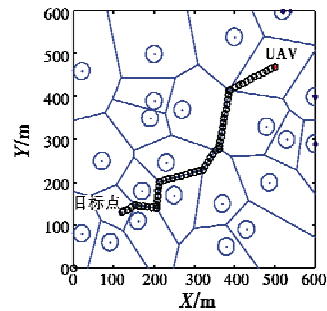


图5 初始全局航路规划  
Fig.5 Initial global route planning

#### 3.2 局部航路规划结果分析

为突出避障效果,用改进 RRT 算法与普通 RRT 算法分别在  $40 \text{ m} \times 45 \text{ m}$  局部环境内进行动态避障仿真,如图 6、图 7 所示,其中,圆表示移动障碍物,虚线表示初始路线,实线表示实际动态路线。

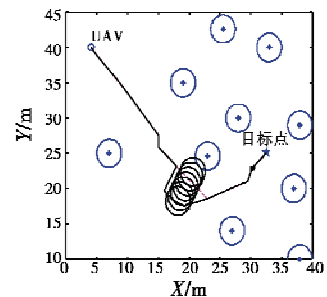


图6 单机改进 RRT 算法动态避障  
Fig.6 Improved RRT algorithm dynamic obstacle avoidance of single UAV

改进 RRT 算法与普通 RRT 算法局部动态规划性能对比如表 1 所示。

在 RRT 随机化算法动态过程中,检测是否与环境碰撞是基本操作,与节点个数及节点采样范围相关。设  $n$  为节点处平均采样次数,普通 RRT 算法向四周随机扩展,采样范围为 1, 随机树节点个数为  $m_1$ , 时间复杂度为  $O(nm_1)$ 。通过引入速度预测和优化冗余航点后,采样范围缩减为  $k (0 < k < 1)$ , 节点个数  $m_2 (m_2 < m_1)$ , 时间复杂度为  $O(knm_2)$ , 空间复杂度  $O(m_2)$  与普通 RRT 算法空间复杂度  $O(m_1)$  近似。对比分析表 1

数据可知,改进 RRT 算法在线搜索时间明显少于普通 RRT 算法,随机树节点减少,平均航路代价降低。

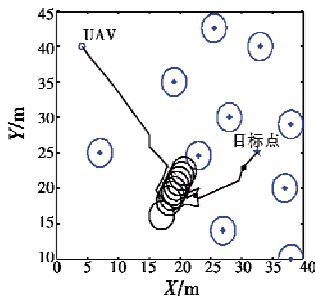


图7 单机普通 RRT 算法动态避障

Fig.7 Common RRT algorithm dynamic obstacle avoidance of single UAV

表1 改进 RRT 算法与普通 RRT 算法局部动态规划对比

Table 1 Improved RRT vs common RRT in local dynamic programming

	平均规划时间/ms	平均局部航路代价
改进 RRT 算法	15.60	8.33
普通 RRT 算法	28.60	12.56

### 3.3 多机协同避障—重构

多机避障如图 8 所示。

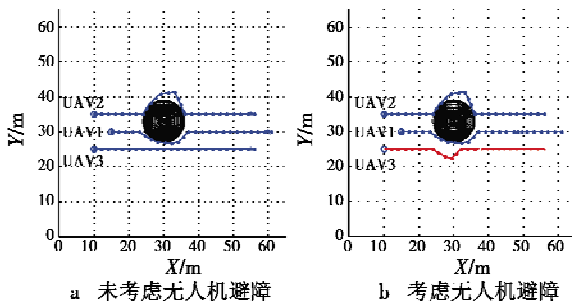


图8 考虑无人机避障前后状态

Fig.8 States of UAV before and after considering obstacle avoidance

未考虑无人机间避碰时,UAV1 与 UAV3 极可能发生碰撞。加入了无人机间避碰约束后,把其他无人机当作移动障碍物,有效避免了无人机间碰撞,避障结束后队形重构为原队形。其中,点的疏密表示无人机飞行速度的快慢。

在 20 次仿真实验中,A-RRT 混合算法与普通 RRT 算法在多机整体动态航路规划中的性能对比如表 2 所示。

数据表明,利用本文提出的分层滚动规划法结合 Voronoi 图简化环境模型后,有效降低了问题复杂度,

普通 RRT 算法每一步都要对大量环境信息进行处理,精确规划路径,实时避障效果差。A-RRT 混合算法规划无碰路径成功率更高,规划时间和整体航路代价都优于普通 RRT 算法。

表2 A-RRT 混合算法与普通 RRT 算法性能对比

Table 2 Comparison of A-RRT with normal RRT on performance

	成功次数	平均规划时间/s	整体航路代价
A-RRT 混合算法	20	0.529	642.12
普通 RRT 算法	8	1.407	718.30

## 4 结束语

本文针对多旋翼无人机编队动态航路规划问题,提出一种 A-RRT 改进混合算法,整体采用分层滚动规划法进行降维处理,将蚁群算法预测的初始航路与改进 RRT 算法修正的实时航路结合,减小了问题计算量,提高了算法搜索效率。仿真结果表明,A-RRT 改进混合算法在局部动态规划和编队航路规划中,都具有更高的航路寻优能力及实时性。

## 参考文献

- [1] 薛亮.多旋翼无人机飞行控制系统设计与实现[D].南京:南京航空航天大学,2016.
- [2] NETO A A, MACHARET D G, CAMPOS M F M. Multi-agent rapidly-exploring pseudo-random tree[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2018, 89(1/2):69-85.
- [3] CSISZAR A, DRUST M, DIETZ T, et al. Dynamic and interactive path planning and collision avoidance for an industrial robot using artificial potential field based method [M]//Mechatronics, Berlin; Springer, 2011:413-421.
- [4] 党希望.基于主次种群蚁群算法的动态路径优化研究[D].成都:西南交通大学,2013.
- [5] MCLAIN T W, BEARD R W. Cooperative path planning for timing-critical missions [C]//Proceedings of the American Control Conference, IEEE, 2003:296-301.
- [6] BI X J, LUO G X. The improvement of ant colony algorithm based on the inver-over operator [C]//International Conference on Mechatronics and Automation, IEEE, 2007:2383-2387.
- [7] 康亮,赵春霞,郭剑辉.未知环境下改进的基于 RRT 算法的移动机器人路径规划[J].模式识别与人工智能, 2009,22(3):337-343.