

# 基于随机树势场函数的复杂障碍物逃逸航路规划方法

李金鹏<sup>1</sup>, 魏瑞轩<sup>1</sup>, 石如强<sup>1</sup>, 熊鹏<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学航空工程学院, 西安, 710038; 2. 93525 部队, 西藏日喀则, 857060)

**摘要** 无人机在执行任务过程中需根据外界环境规划出满足约束条件的飞行路径。针对传统人工势场法 (APF) 规划的航路存在局部极小值、无法脱困和狭窄航路震荡等缺陷导致航路规划失败的问题, 提出了一种基于随机树势场的复杂障碍物逃逸航路规划方法。首先, 建立了无人机离散化环境地图模型, 采用快速随机搜索树 (RRT) 的方式分别在各个环境地图中生成随机树路径, 并设计了一种随机树势场函数, 对路径节点构建势场; 然后, 通过合理的设计随机树势场的参数与引入时机, 引导无人机逃逸出缺陷情况下的势场环境, 解决了传统人工势场法的缺陷问题; 最后, 将文中算法与对比算法进行仿真和分析。结果显示, 相比快速搜索随机树算法与传统人工势场法存在航路规划失败的情况, 文中算法在各个障碍物情况下都完成了航路规划, 并缩短了规划的航路长度, 进一步提升了航路规划的安全性和有效性。

**关键词** 快速搜索随机树; 人工势场法; 局部最小值; 航路规划; 复杂障碍物

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.06.011

**中图分类号** V249; V279 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)06-0087-09

## A Complex Obstacle Escape Path Planning Method Based on Random Tree Potential Field Function

LI Jinpeng<sup>1</sup>, WEI Ruixuan<sup>1</sup>, SHI Ruqiang<sup>1</sup>, XIONG Peng<sup>2</sup>

(1. Aviation Engineering School, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;  
2. Unit 93525, Shigatse 857060, Tibet, China)

**Abstract** A drone needs to plan flight paths to the satisfaction of constraints according to the external environment in the process of mission execution. Aimed at the problems that local minimum is in existence in the traditional artificial potential field (APF) planning paths, and the failure of path planning is unable to get out of the trap, narrow path oscillation and other defects, a complex obstacle escape path planning method is proposed based on random tree potential field (RTPF). First, a discrete drone environment map model is established to generate a random tree path in each environment map by using rapidly exploring random trees (RRT), and a random tree potential field function is designed to construct the potential field for the path nodes. And then, by reasonably designing the parameters and introduction timing of random tree potential field, the drone is guided to escape from the potential field environment in the defective situation, solving the defective problem of the traditional artificial potential field method. Finally, the algorithm in the paper is simulated and analyzed with the comparison algorithms. The results show that com-

**收稿日期**: 2024-03-27

**基金项目**: 科技部科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目 (2018AAA0102403)

**作者简介**: 李金鹏 (1997—), 男, 广西贵港人, 硕士生, 研究方向为无人机航路规划与协同控制。E-mail: li\_jinpeng118@163.com

**通信作者**: 魏瑞轩 (1968—), 男, 陕西岐山人, 教授, 博士生导师, 研究方向为无人机导航、制导与控制。E-mail: rxw123@sohu.com

**引用格式**: 李金鹏, 魏瑞轩, 石如强, 等. 基于随机树势场函数的复杂障碍物逃逸航路规划方法 [J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(6): 87-95. LI Jinpeng, WEI Ruixuan, SHI Ruqiang, et al. A Complex Obstacle Escape Path Planning Method Based on Random Tree Potential Field Function [J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(6): 87-95.

pared with the fast search random tree algorithm and the traditional artificial potential field method, the algorithm in the paper completes the path planning in all obstacle cases and shortens the length of planned path, further improving the safety and effectiveness of path planning.

**Key words** rapidly exploring random trees; artificial potential field method; local minimum; path planning; complex obstacle

无人机航路规划是现代空战飞机的发展热点<sup>[1-3]</sup>,为了保证无人机在复杂多变的环境中能够安全的飞行,首先要保证合理的航路规划<sup>[4-6]</sup>。无人机航路规划是无人机在执行任务过程中根据外界环境规划出满足约束条件的飞行路径,该过程的核心是避开障碍物和抵达目标点<sup>[7-8]</sup>。

现有研究中提出并尝试了一些航路规划方法。无人机航路规划问题可抽象为一个多约束的多目标非线性优化问题<sup>[9]</sup>,通过构建一个航路搜索空间,采用空间搜索算法进行求解。 $A^*$  算法的评价函数是 Dijkstra 算法和最佳优先搜索算法的结合<sup>[10-11]</sup>,和  $D^*$  一样,这类智能搜索算法不适用于复杂环境,在高维空间中存在维度爆炸和局部最优的问题<sup>[12]</sup>。模拟退火算法和遗传算法计算复杂度高<sup>[13-14]</sup>。概率路线图算法具有概率完备性的优点,对静态环境空间的搜索效率较高,但存在两点边界值问题<sup>[15]</sup>。传统人工势场法对控制和传感误差具有一定的鲁棒性,并且规划的路径平滑等优点<sup>[16-18]</sup>,是常用的航路规划算法,但是在航路规划过程中存在局部极小值缺陷。

为了解决传统人工势场法缺陷问题,不少学者进行了研究。针对局部极小值碰撞问题,姚远等<sup>[19]</sup>构造了速度斥力场和斥力常数模糊控制器改进传统人工势场,提升了无人机动态避障能力问题。陈天德等<sup>[20]</sup>分析碰撞危险度和障碍物影响距离,提出了基于碰撞预测的航路规划方法,有效避免了无谓碰撞行为。韩尧等<sup>[21]</sup>将角度和速度调节因子引入传统人工势场函数中,提升了航路的平滑性。翟丽等<sup>[22]</sup>通过改进势场环境及势场力提出的局部避障规划算法,提高避障能力和规划效率。周兰凤等<sup>[23]</sup>在排斥势场函数中加入距离修正因子,通过判断所处环境并选择适当的规划方法,引导无人机逃离局部极小值区域。王庆禄等<sup>[24]</sup>采用分解障碍物斥力的方式,减少斥力的叠加作用,从而改变航向,避免局部极小值情况。鲜斌等<sup>[25]</sup>提出了一种模型预测控制与人工势场法结合的方法,引入调节力来处理局部极小值问题,改善了无人机在目标点附近徘徊的问题。但是针对复杂障碍物中无人机的逃逸航路规划问题的研究却鲜有报道。于是本文针对复杂障碍物中传统人工势场存在的局部极小值问题,通过构造随机树势函数改进传统人工势场法,解决以上问题。

快速搜索随机树与人工势场法融合的航路规划算法大多都是将目标点、采样点、障碍物的合力方向作为的生长方向,从而提高路径搜索的效率,但是算法生成路径后仍需要进行优化<sup>[26-29]</sup>。

本文为了解决传统人工势场法在航路规划算法中存在的局部最小值问题。构建了无人机环境地图模型。分析了传统的快速搜索随机树 (rapidly-exploring random trees, RRT) 算法与人工势场算法,引入 RRT 算法搜索出一条可行路径,对该路径上的节点施加吸引力场,从而形成一条由起始点经过各个节点抵达目标点的吸引势场通道。通过环境中引力场与斥力场的设计,合理的改进了势场函数,解决了局部极小值问题,通过合理设置运动学与动力学约束参数,解决了障碍物附近存在比较尖锐的拐角的问题,并通过仿真结果验证了提出方法的正确性。

## 1 无人机环境地图模型

为了能更直观地分析外界环境,无人机在航路规划时,采用栅格化方法对异构的障碍物进行离散化地图构建,将感知的环境信息处理为离散的数据单元。可用三维函数描述如下:

$$M(x_i, y_i, z_i) = \begin{cases} f(x_i, y_i) \\ z_i = h \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $f(x_i, y_i)$  函数值为 0 或 1, 分别表示有或无障碍物, 为简化验证航路规划算法有效性, 无人机执行任务时采取定高飞行, 以便于航路规划算法的仿真求解,  $h$  为定值, 故在笛卡尔坐标系下仿真分析。

构建的二维矩形环境地图大小为  $m \times m$ , 考虑无人机自身约束, 可将无人机视为大小为  $n \times n$  的矩形,  $m$  为地图的边长,  $n$  为无人机机体的矩形邻域边长, 取  $n \ll m$ , 以保证无人机置于环境地图中拥有足够的探索空间。

## 2 快速搜索随机树算法

传统的 RRT 算法的基本思想是在空间中生成随机样本点作为树的节点, 以初始点与样本点的连线构成树的边, 通过不断拓展随机搜索树找到目标

点,最终由目标点回溯至起始点得到探索的路径。

传统 RRT 算法的步骤如下:

**步骤 1** 初始化初始点  $q_{\text{start}}$ 、目标点  $q_{\text{goal}}$ 、步长 step;

**步骤 2** 在空间中生成随机点  $q_i$ ;

**步骤 3** 找出与随机搜索树最近的随机点,记为  $q_{\text{near}}$ ;

**步骤 4** 按照指定步长 step 向最近点  $q_{\text{near}}$  方向上生成路径,路径末端新节点为  $q_{\text{new}}$ ;

**步骤 5** 如果  $q_{\text{new}}$  所在路径可行,作为随机搜索树的新节点,否则放弃  $q_{\text{new}}$ ;

**步骤 6** 若探索到目标点  $q_{\text{goal}}$ ,则反向回溯至起始点  $q_{\text{start}}$ ,路径规划完成。否则返回步骤 2。

传统 RRT 算法具有搜索速度快的特点,但是由于搜索过程具有随机性、无效节点多等缺点,需要进行剪枝等操作,并且该算法规划的路径一般较为曲折,还需要进一步对路径进行曲线优化。

### 3 传统人工势场函数

传统的人工势场路径规划方法的基本思想是对被控对象所处的环境信息,构建环境吸引势场和排斥势场,引导被控对象规避障碍物并抵达目标点。

构建障碍物本体产生排斥力势场,当无人机进入排斥力势场作用范围时,开始受到排斥力,无人机与障碍物间的距离越小,受到的排斥力越大,驱使无人机远离障碍物。构建目标点对无人机产生吸引力势场,作用范围覆盖整个地图,无人机起飞后会一直受到目标点的吸引力,作用强度与二者间的欧式距离成正比,引导无人机飞向目标点。无人机建立的人工势场函数为:

$$U_{\text{rep}}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \alpha \left( \frac{1}{\|x_o - x\|} - \frac{1}{x_r} \right)^2, & \|x_o - x\| \leq x_r \\ 0, & \|x_o - x\| > x_r \end{cases} \quad (2)$$

$$U_{\text{att}}(x) = \frac{1}{2} k \|x - x_g\|^2 \quad (3)$$

$$U_{\text{all}}(x) = U_{\text{rep}}(x) + U_{\text{att}}(x) \quad (4)$$

式中: $U_{\text{rep}}(x)$ 为障碍物对无人机的排斥力势函数; $U_{\text{att}}(x)$ 为目标点对无人机的吸引力势函数; $U_{\text{all}}(x)$ 为目标点对无人机的合力势函数; $x_o$ 为障碍物位置; $x$ 为无人机当前位置; $x_g$ 为目标点位置; $x_r$ 为障碍物的排斥力势场影响范围; $\alpha$ 为排斥力势场增益系数; $k$ 为吸引力势场增益系数。

通过对  $U_{\text{rep}}(x)$  和  $U_{\text{att}}(x)$  分别求负梯度依次得到无人机所受的斥力和引力,二者合力方向为无人机运动方向。对势函数求负梯度得到受力函数为:

$$F_{\text{rep}}(x) = -\nabla U_{\text{rep}}(x) = \begin{cases} \alpha \left( \frac{1}{\|x_o - x\|} - \frac{1}{x_r} \right) \frac{1}{\|x_o - x\|^2}, & \|x_o - x\| \leq x_r \\ 0, & \|x_o - x\| > x_r \end{cases} \quad (5)$$

$$F_{\text{att}}(x) = -\nabla U_{\text{att}}(x) = -k \|x - x_g\| \quad (6)$$

$$F_{\text{all}}(x) = \sum F_{\text{rep}}(x) + F_{\text{att}}(x) \quad (7)$$

式中: $F_{\text{rep}}(x)$ 为障碍物对无人机的排斥力; $F_{\text{att}}(x)$ 为目标点对无人机的吸引力; $F_{\text{all}}(x)$ 为无人机所受的合力。

图 1 为无人机受到障碍物斥力势场影响的受力图,蓝色矩形为无人机,黄色矩形为目标点。无人机受到排斥力  $F_{\text{rep}}(x)$  和吸引力  $F_{\text{att}}(x)$  共同作用,合力  $F_{\text{all}}(x)$  方向为无人机运动的加速度方向,进而得到无人机的运动速度、位置和运动轨迹。

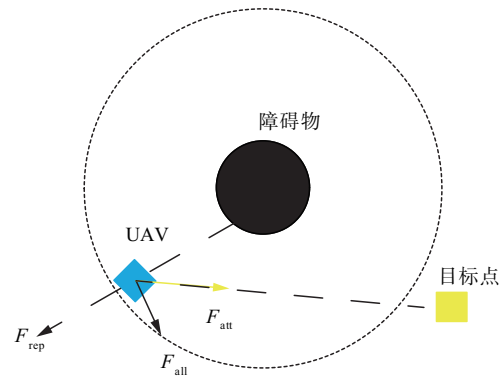


图 1 无人机进入障碍物区域

Fig. 1 UAV in the area of obstacles

如图 2 所示,无人机未进入障碍物斥力势场影响范围时,仅受到目标点的引力作用,运动方向指向目标点,当运动经过障碍物排斥势场区域时,受力状态与图 1 一致。

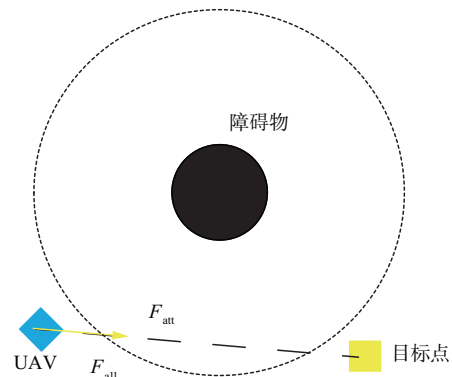


图 2 无人机未进入障碍物区域

Fig. 2 UAV outside the obstacle area

## 4 随机树势场航路规划改进算法

基于随机树势场的复杂障碍逃逸路径规划方法是 RRT 算法与传统人工势场法的相互改进, RRT 算法的随机性为传统人工势场法固有的局部缺陷提供了启发作用, 而人工势场法考虑了运动学约束, 优化了 RRT 算法中的路径不合理问题。利用所构建的随机树势场, 解决了航路规划的局部极小值问题。

### 4.1 局部极小值缺陷改进

通过分析可知, 传统人工势场法存在局部极小值的原因主要是由于规划至目标点前存在合力为零的情况, 导致规划停止。如图 3 所示, 蓝色矩形为某时刻的无人机, 黄色矩形为目标点。

此时, 无人机受到的排斥力和吸引力大小相等, 方向相反, 无人机所受合力为:

$$F_{\text{all}}(x) = \sum F_{\text{rep}}(x) + F_{\text{att}}(x) = 0 \quad (8)$$

于是, 构建随机树势场对无人机局部极小值缺陷进行改进。

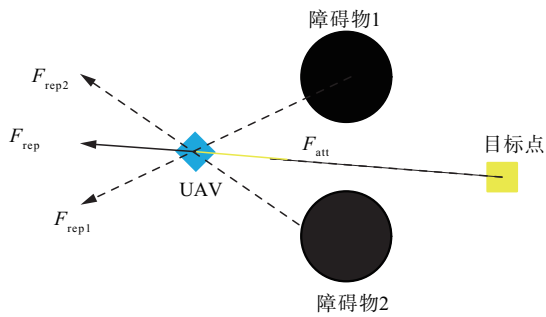


图 3 无人机局部极小值受力图

Fig. 3 Force diagram of UAV with localized minimum values

图 4 为无人机局部极小值改进受力图, 图中绿色线段为 RRT 算法规划的可行路径, 在该可行路径节点处构建随机树引力势场, 作用在传统人工势场中, 从而打破了局部极小值时合力为零的平衡状态, 使人工势场法规划的路径向随机树势场处偏移, 避免陷入局部最小值陷阱。

路径节点处构建随机树势场的势函数为:

$$U_{\text{att}_t}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}\beta\left(\frac{1}{\|x_t - x\|} - \frac{1}{x_d}\right)^2, & \|x_t - x\| \leq x_d \\ 0, & \|x_t - x\| > x_d \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $U_{\text{att}_t}(x)$  为构建的随机树势场函数;  $\beta$  为随机树势场增益系数;  $x_t$  为随机树势场位置;  $x$  为无人

机当前位置;  $x_d$  为随机树势场的影响范围。

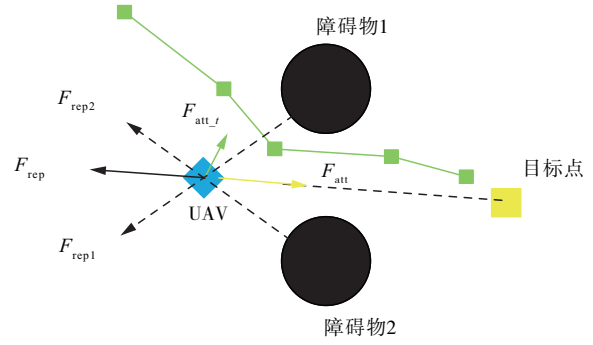


图 4 无人机局部极小值改进受力图

Fig. 4 Improved force diagram for UAV local minimum values

接着, 对随机树势场函数求负梯度得到随机树势场力  $F_{\text{att}_t}(x)$  为:

$$F_{\text{att}_t}(x) = -\nabla U_{\text{att}_t}(x) = \begin{cases} \beta\left(\frac{1}{\|x_t - x\|} - \frac{1}{x_d}\right) \frac{1}{\|x_t - x\|^2}, & \|x_t - x\| \leq x_d \\ 0, & \|x_t - x\| > x_d \end{cases} \quad (10)$$

则引入随机树势场无人机后所受合力为:

$$F_{\text{all}}(x) = \sum F_{\text{rep}}(x) + F_{\text{att}}(x) + \sum F_{\text{att}_t}(x) \quad (11)$$

随机树势场力  $F_{\text{att}_t}(x)$  能够避免无人机出现局部极小值, 并能引导无人机安全飞行。传统人工势场法航路规划会出现式(8)局部极小值情况, 即合力为零。引入随机树势场力  $F_{\text{att}_t}(x)$  后, 如式(11)所示。  $\sum F_{\text{rep}}(x) + F_{\text{att}}(x) + \sum F_{\text{att}_t}(x) \neq 0$ , 即合力必然不为零。由于随机树势场力  $F_{\text{att}_t}(x)$  的作用, 无人机开始向  $F_{\text{att}_t}(x)$  引入点位置移动, 此时式(11)中的力  $\sum F_{\text{rep}}(x)$  与  $F_{\text{att}}(x)$  之和发生变化, 当移动到一定位置时,  $\sum F_{\text{rep}}(x) + F_{\text{att}}(x) \geq F_{\text{att}_t}(x)$ , 则令  $F_{\text{att}_t}(x) = 0$ , 即  $\sum F_{\text{rep}}(x) + F_{\text{att}}(x) \geq 0$ , 此时无人机所受的合力不为零, 无人机脱离局部极小值陷阱, 继续规划。

并且贴近障碍物时无人机受到的排斥力和随机树势场力具有以下关系:

$$\max\{\sum F_{\text{rep}}(x)\} \gg \max\{\sum F_{\text{att}_t}(x)\} \quad (12)$$

同理, 结合式(5)和式(10)可以看出, 为满足式(12), 本质上是引入随机树势场的增益系数  $\beta$  与典型人工势场法的排斥力增益系数  $\alpha$  之间满足条件  $\alpha \gg \beta$ 。这保证了引入的随机树势场力小于无人机对障碍物的排斥力, 即不会由于引入随机树势场出现碰撞现象。

由于传统人工势场中的引力与斥力大小存在平衡关系,则在满足式(12)的前提下,传统人工势场法的吸引力与附加的随机树势场力还满足以下关系:

$$\max\left\{\sum F_{att}(x)\right\} \gg \max\left\{\sum F_{att,t}(x)\right\} \quad (13)$$

式(13)本质上是随机树势场的增益系数  $\beta$  与传统人工势场法的吸引力增益系数  $k$ ,满足关系  $k \gg \beta$ 。

#### 4.2 凹型障碍物缺陷改进

传统的人工势场法对环境探索的过程中,会出现陷入与图 5 中凹型障碍物类似的情况,无人机在凹型障碍物中无法脱困,根本原因是由于缺乏摆脱或者规避此类障碍物的作用力。

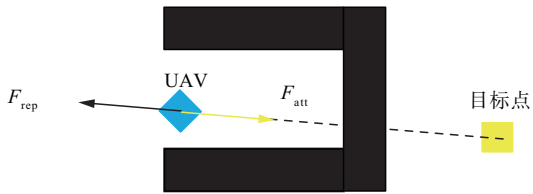


图 5 无人机凹型障碍物受力图

Fig. 5 Force diagram for UAV concave obstacles

图 5 为无人机凹型障碍物情况受力图,无人机一开始进入凹形障碍物,受力情况为:

$$\max\left\{\sum F_{rep}(x)\right\} \ll \max\left\{\sum F_{att}(x)\right\} \quad (14)$$

目标点对无人机的吸引力大于障碍物对无人机的排斥力,无人机会继续往前飞行,直至贴近障碍物时,受力情况为:

$$\max\left\{\sum F_{rep}(x)\right\} \gg \max\left\{\sum F_{att}(x)\right\} \quad (15)$$

此时,障碍物对无人机的排斥力大于目标点对无人机的吸引力,于是无人机会掉头向后飞行,但是由于合力不足以让无人机脱离凹形障碍物,于是无人机在凹形障碍物内部徘徊飞行,无法脱困。

图 6 为无人机凹型障碍物情况下改进受力图,首先通过 RRT 规划出一条起飞点到目标点之间的路径,图中用绿色线段表示。接着,将该路径附加具有吸引力的随机树势场,对无人机产生吸引力,引导无人机飞离凹型障碍物陷阱。

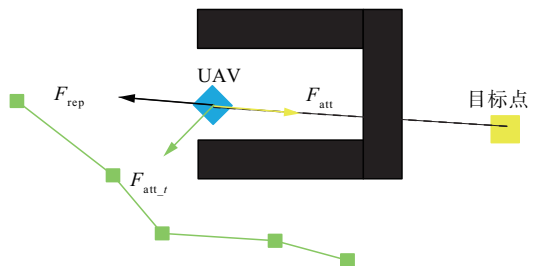


图 6 无人机凹型障碍物改进受力图

Fig. 6 Improved force diagram for UAV concave obstacle

#### 4.3 狭窄通道障碍物缺陷改进

传统人工势场法的无人机以一种震荡的方式通过狭窄通道,这对无人机自身的安全稳定性和能耗都具有较大的影响。改进的人工势场法针对这一现象,通过构建虚拟的引力,削减狭窄障碍物通道中的排斥力,并起到引导无人机通过狭窄通道,使得无人机能够平缓通过。

图 7 为无人机狭窄通道障碍物受力图,无人机通过狭窄通道时,会受到无人机自身两侧障碍物的排斥力同时作用,由于无人机进入狭窄通道时具有一定的速度,并且排斥力随两侧障碍物相对距离不断改变,这就导致了无人机处在震荡变化的环境中。

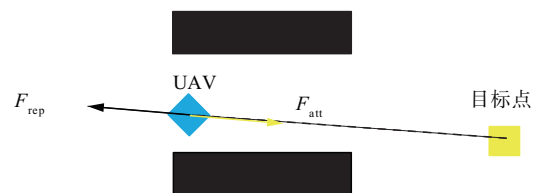


图 7 无人机狭窄通道障碍物受力图

Fig. 7 Force diagram for UAV narrow channel obstacle

图 8 为无人机狭窄通道障碍物改进受力图,由于人工势场法中的排斥力过大导致无人机震荡,于是使用 RRT 算法构建出一条具有引力作用的路径对狭窄通道中的排斥力进行减弱,无人机通过狭窄通道时力的环境变得稳定,无人机能够顺利通过。

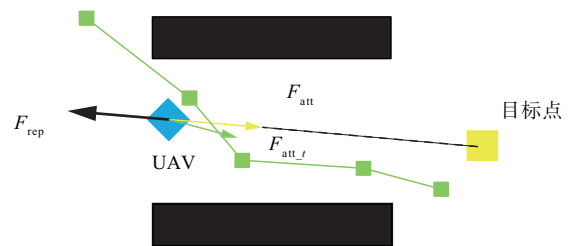


图 8 无人机狭窄通道障碍物改进受力图

Fig. 8 Improved force diagram for UAV narrow channel obstacle

#### 4.4 随机树势场算法

图 9 为本文提出的随机树势场算法的总体研究流程。主要流程为:首先,RRT 算法规划得到一条可行路径,在路径节点处引入随机树势场;当传统人工势场法合力为零陷入局部极小值缺陷时,引入随机树势场使合力不为零,摆脱局部极小值缺陷;随着无人机运动,传统人工势场中的合力不断变化至大于随机树势场力时,撤去随机树势场;继续规划航路,不断循环判断合力大小,最终完成航路规划。

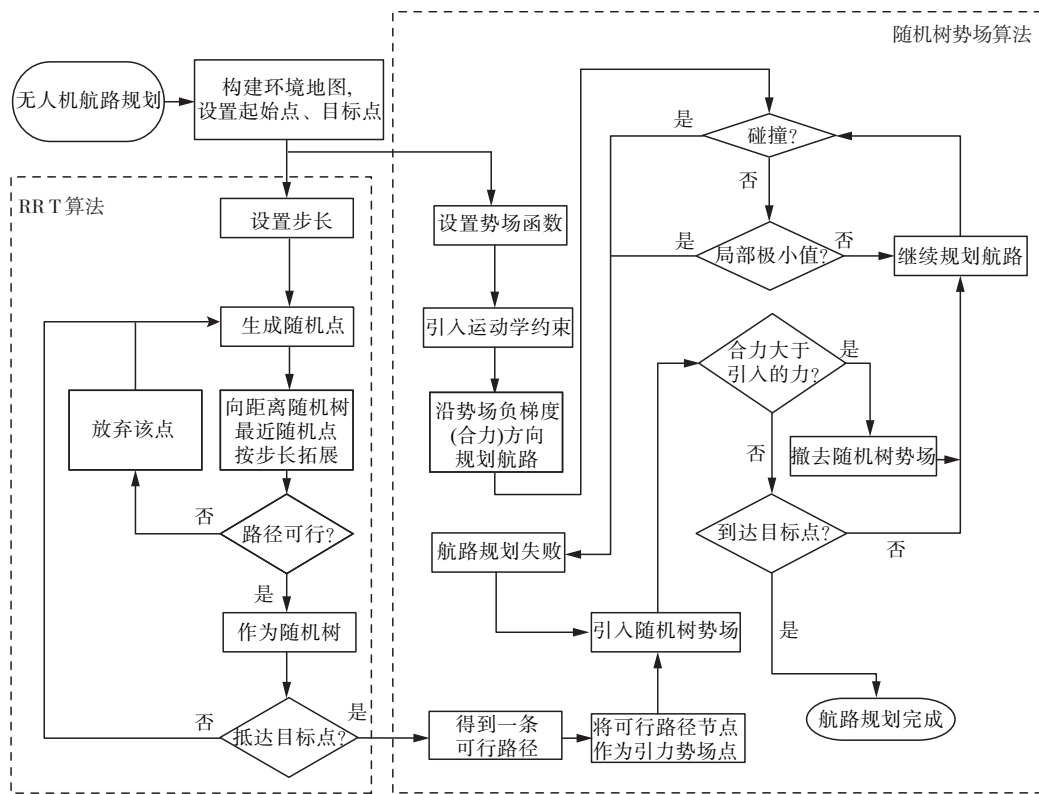


图9 随机树势场算法流程

Fig. 9 Flow chart of random tree potential field algorithm

## 5 仿真验证

设本次仿真的环境地图边长  $m = 500$ , 无人机本体边长  $n = 5$ , 则无人机起始抛洒点为  $x_s(10, 10)$ , 目标点为  $x_g(450, 450)$ , 无人机与障碍物的安全距离为 10, 障碍物分别为矩形方块构成的对称型、凹型、狭窄通道型, 用于验证局部极小值问题, 最后综合以上 3 种情况, 建立复杂环境地图进行仿真验证与分析。

考虑加入约束, 无人机的位置、速度、加速度约束为  $\{x_{\max}, v_{\max}, a_{\max}\}$ 。无人机具有最小转弯半径约束, 无人机的运动方向分为前、左、右、左前、右前, 共 5 个方向。无人机运动方程为:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \end{cases} \quad (16)$$

### 5.1 局部极小值情况仿真分析

通过分析可知, 传统人工势场法存在局部极小值的原因主要是由于规划过程中存在合力为零的情况, 无人机无法按照势场正常规划到目标点处。

于是, 通过 RRT 算法快速随机搜索出一条由起始点到目标点之间的可行路径, 将该路径节点构建随机树引力势场, 从而打破了传统人工势场法局部极小值的合力为零的情况, 使原先局部极小值处的无人机向目标点偏移, 摆脱局部最小值陷阱。

图 10 为局部极小值情况仿真结果, 采用对称型障碍物, 图中无人机起始抛洒点为  $x_s(10, 10)$ , 目标点为  $x_g(450, 450)$ ; 从图中可以看出快速搜索随机树生成了一条绿色路径; 蓝色路径为传统人工势场法无人机飞行路径, 飞行至坐标  $(282, 282)$  处陷入局部极小值, 由于引入了运动学约束, 无人机减速为零后停滞, 无法继续航路规划。

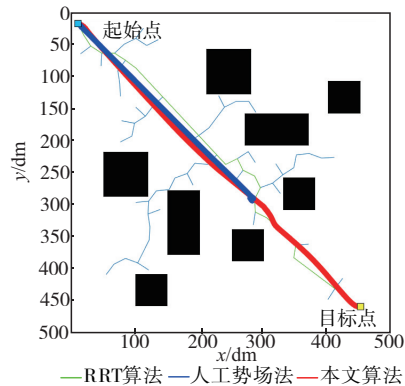


图10 局部极小值情况下不同算法仿真结果

Fig. 10 Simulation results of different algorithms in case of local minimum values

图 10 中红色曲线是本文算法在局部极小值情况下的航路, 从图中可以明显看出, 由于引入了随机树势场力, 无人机的飞行路径会向随机树势场力的方向偏移, 并且, 此时无人机不会出现局部极小值情况, 无人机能够正常穿越障碍物, 最终抵达目标点。

### 5.2 凹型障碍物情况仿真分析

通过分析可知, 无人机在飞行过程中陷入凹型

障碍物后,由于排斥力不足以使无人机摆脱障碍物,导致无人机在凹形障碍物中徘徊,无法脱困。于是,对 RRT 算法规划的路径节点处附加随机树引力势场,改变原有的传统人工势场法合力大小和方向,进而避免陷入凹形障碍物。

图 11 为凹型障碍物情况仿真结果,图中的绿色曲线为快速搜索随机树规划出的路径;蓝色曲线为传统人工势场法规划的航路,可以发现,无人机在坐标(160,197)处进入凹型障碍物中,随后在障碍物内徘徊飞行,无法脱困。

红色曲线为本文算法规划的航路,从图中可以看出,无人机在飞行至坐标(160,210)处进入凹型障碍物。由于受到随机树势场力的作用,开始向随机树势场力作用点处飞行,最终脱离凹型障碍物,接着向目标点处继续规划,最终抵达目标点。

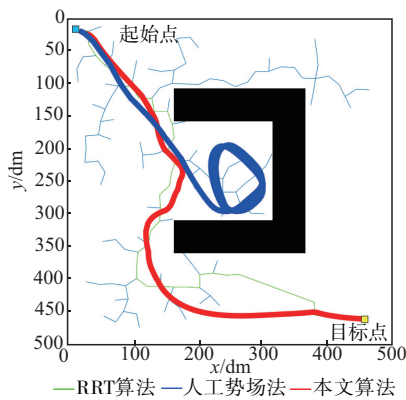


图 11 凹型障碍物情况不同算法仿真结果

Fig. 11 Simulation results of different algorithms in case of concave obstacles

### 5.3 狭窄通道障碍物情况仿真分析

通过分析可知,无人机在飞行过程中会遇到狭窄障碍物通道,由于无人机置身于障碍物内部,无人机会受到两侧障碍物排斥力的不断作用,出现飞行路径震荡的情况。于是,引入随机树势场,由于狭窄通道内随机树势场在一定程度上削减了两侧障碍物的排斥力作用,使无人机能够更为平缓地在狭窄通道障碍物中飞行。

图 12 为狭窄通道障碍物情况下的仿真结果,图中无人机起始点为  $x_s(10,10)$ ,目标点为  $x_g(450,450)$ ;图中绿色曲线为快速搜索随机树得到的可行路径;而图中蓝色曲线表示传统人工势场法中无人机在坐标(140,257)处进入狭窄通道并发生震荡,不断受到两侧排斥力的作用,无法保证无人机稳定安全飞行。

红色曲线为本文算法在狭窄通道障碍物情况下的路径,引入随机树势场减弱了无人机对排斥力的剧烈反应,在一定程度上保证了无人机受力大小和方向的稳定,无人机最终能够平稳地飞行至目标点处。

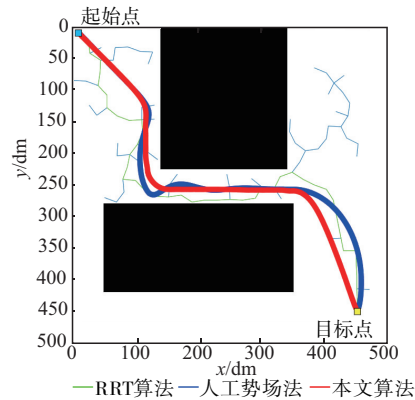


图 12 狭窄通道障碍物情况下不同算法仿真结果

Fig. 12 Simulation results of different algorithms in case of narrow channel obstacles

### 5.4 复杂环境障碍物情况仿真分析

通过分析可知,真实环境下,无人机面临的环境时复杂多变的,在分别验证了“对称障碍物、凹型障碍物、狭窄通道障碍物”等情况下,接着对上述障碍物进行综合,分析复杂情况下无人机的路径规划情况。

图 13 为复杂情况下航路规划仿真结果,无人机抛洒点为  $x_s(10,10)$ ,目标点为  $x_g(450,450)$ 。绿色曲线为快速搜索随机树生成的可行路径,传统人工势场法在复杂障碍物情况下为蓝色曲线,无人机在坐标(190,234)处进入由建筑物组成的凹型区域,无法脱困。

红色曲线为本文算法在复杂障碍物情况下的航路规划结果,图中无人机在坐标(170,207)处接近凹型建筑物区域,由于随机树势场作用,引导无人机远离该区域,接着,无人机在坐标(192,373)处接近狭窄通道,在狭窄通道中能够稳定无碰撞的通过该区域,最终顺利到达目标点处,完成路径规划任务。

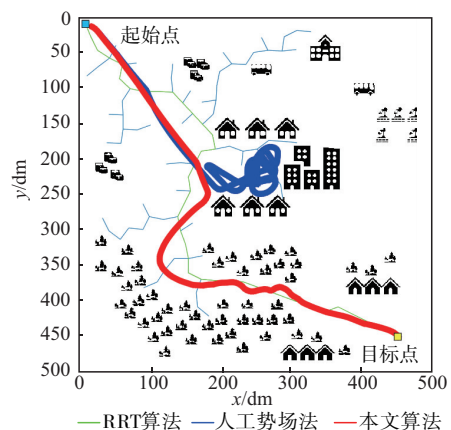


图 13 复杂障碍物情况下不同算法仿真结果

Fig. 13 Simulation results of different algorithms in case of complex obstacles

### 5.5 仿真对比

为了验证算法的有效性,将本文算法、传统 RRT 算法和传统人工势场法在各个类型障碍物环

境下进行 20 次实验,记录生成航路长度,求得平均航路长度,如表 1 所示。

表 1 3 种算法平均航路长度比较

Tab. 1 Comparison of average path length of three algorithms

算法	对称型	凹型	狭窄通道型	复杂型
	障碍物/ dm	障碍物/ dm	障碍物/ dm	障碍物/ dm
RRT 算法	744.64	901.88	885.05	889.62
人工势场法			779.89	
本文算法	626.82	802.90	726.00	790.90

仿真结果显示,在对称型障碍物中,传统 RRT 算法航路长度为 744.64 dm,而传统人工势场法因陷入局部极小值,规划失败,本文算法航路长度为 626.82 dm,消除了局部极小值问题,并且规划的航路长度比传统 RRT 算法缩短了 15.82%。

在凹型障碍物中,传统 RRT 算法航路长度为 901.88 dm,传统人工势场法陷入凹形障碍物中,未能脱困,本文算法航路长度为 802.9 dm,能够在陷入凹型障碍物后逃逸,完成航路规划,规划的航路长度比传统 RRT 算法缩短了 10.97%。

在狭窄通道型障碍物中,传统 RRT 算法航路长度为 885.05 dm,传统人工势场法航路长度为 779.89 dm,本文算法航路长度为 726 dm,在狭窄通道中航路没有发生震荡,航路更短,规划的航路长度比传统 RRT 算法缩短了 11.88%,相比传统人工势场法缩短了 6.9%,狭窄通道航路长度缩短较少,但在一定程度上降低了航路的震荡。

最后,在复杂型障碍物中,传统 RRT 算法航路长度为 889.62 dm,而传统人工势场法未能完成航路规划,本文算法航路长度为 790.9 dm,规划的航路长度比传统 RRT 算法缩短了 11.1%。

## 6 结语

本文首先根据无人机所处的环境信息构建了无人机的环境地图,接着分析了快速搜索随机树算法和传统人工势场法存在的缺陷问题,进而提出了基于随机树势场的障碍物逃逸路径规划算法,解决了传统方法航路规划在对称障碍物、凹型障碍物、狭窄通道障碍物、复杂障碍物中出现的不合理现象,可为工程应用提供借鉴。

### 参考文献

[1] JONES M, DJAHEL S, WELSH K. Path-Planning for Unmanned Aerial Vehicles with Environment Complexity Considerations: a Survey[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(11): 1-39.

[2] TIAN X R, XU T, LUO X, et al. Multi-UAV Reconnaissance Task Allocation in 3D Urban Environments[J]. IEEE Access, 2024, 12: 30989-30999.

[3] 梁晓龙, 王宁, 王维佳, 等. 海上跨域无人集群研究进展综述[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(5): 2-15.

LIANG X L, WANG N, WANG W J, et al. A Review on the Research Progress of Maritime Trans-Area Unmanned Clusters[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(5): 2-15. (in Chinese)

[4] HAN Z L, CHEN M, ZHU H J, et al. Ground Threat Prediction-Based Path Planning of Unmanned Autonomous Helicopter Using Hybrid Enhanced Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Defence Technology, 2024, 32: 1-22.

[5] XU Z H, ZHANG Y H, CHEN H F, et al. Research on Precise Route Control of Unmanned Aerial Vehicles Based on Physical Simulation Systems[J]. Results in Physics, 2024, 56: 107200.

[6] TANG J, LIANG Y G, LI K B. Dynamic Scene Path Planning of UAVs Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Drones, 2024, 8(2): 60.

[7] JIANG W L, CAI T Q, XU G Q, et al. Autonomous Obstacle Avoidance and Target Tracking of UAV: Transformer for Observation Sequence in Reinforcement Learning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 290: 111604.

[8] JIANG Y, BAI T T, WANG D B, et al. Coverage Path Planning of UAV Based on Linear Programming-Fuzzy C-Means with Pigeon-Inspired Optimization[J]. Drones, 2024, 8(2): 50.

[9] JIANG S J, YUE Y G, CHEN C Z, et al. A Multi-Objective Optimization Problem Solving Method Based on Improved Golden Jackal Optimization Algorithm and Its Application[J]. Biomimetics, 2024, 9(5): 270.

[10] 张庆, 刘旭, 彭力, 等. 融合 JPS 和改进 A\* 算法的移动端机器人路径规划[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(11): 2233-2240.

ZHANG Q, LIU X, PENG L, et al. Fusion of JPS and Improved A\* Algorithm for Mobile Robot Path Planning[J]. Computer Science and Exploration, 2021, 15(11): 2233-2240. (in Chinese)

[11] LIU Y T, SUN R Z, ZHANG T Y, et al. Warehouse-Oriented Optimal Path Planning for Autonomous Mobile Fire-Fighting Robots[J]. Security and Communication Networks, 2020: 6371814.

[12] JIN J Z, ZHANG Y, ZHOU Z P, et al. Conflict-Based Search with D\* Lite Algorithm for Robot Path Planning in Unknown Dynamic Environments[J]. Computers and Electrical Engineering, 2023, 105: 108473.

[13] SHI K, WU Z T, JIANG B P, et al. Dynamic Path Planning of Mobile Robot Based on Improved Simula-



- ted Annealing Algorithm[J]. Journal of the Franklin Institute, 2023, 360(6): 4378-4398.
- [14] CHOUERIRY S, OWAYJAN M, DIAB H, et al. Mobile Robot Path Planning Using Genetic Algorithm in a Static Environment [C]//2019 Fourth International Conference on Advances in Computational Tools for Engineering Applications (ACTEA). Beirut, Lebanon: IEEE, 2019: 1-6.
- [15] RAVANKAR A A, RAVANKAR A, EMARU T, et al. HPPRM: Hybrid Potential Based Probabilistic Roadmap Algorithm for Improved Dynamic Path Planning of Mobile Robots[J]. IEEE Access, 2020, 8: 221743-221766.
- [16] ZHA M, WANG Z W, FENG J, et al. Unmanned Vehicle Route Planning Based on Improved Artificial Potential Field Method[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1453(1): 012059.
- [17] GU X T, LIU L X, WANG L, et al. Energy-Optimal Adaptive Artificial Potential Field Method for Path Planning of Free-Flying Space Robots[J]. Journal of the Franklin Institute, 2024, 361(2): 978-993.
- [18] LI Q, MA Q, WENG X. Dynamic Path Planning for Mobile Robots Based on Artificial Potential Field Enhanced Improved Multi-Objective Snake Optimization (APF-IMOSO)[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(6): 1843-1863.
- [19] 姚远, 周兴社, 张凯龙, 等. 基于稀疏 A\* 搜索和改进人工势场的无人机动态航迹规划[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(7): 953-959.
- YAO Y, ZHOU X S, ZHANG K L, et al. Dynamic UAV Trajectory Planning Based on Sparse A\* Search and Improved Artificial Potential Field[J]. Control Theory and Applications, 2010, 27(7): 953-959. (in Chinese)
- [20] 陈天德, 黄炎焱, 王振华. 基于碰撞预测的无碰撞航路规划[J]. 系统工程理论与实践, 2020, 40(4): 1057-1068.
- CHEN T D, HUANG Y Y, WANG Z H. Collision-Free Route Planning Based on Collision Prediction[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2020, 40(4): 1057-1068. (in Chinese)
- [21] 韩尧, 李少华. 基于改进人工势场法的无人机航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3305-3311.
- HAN Y, LI S H. UAV Trajectory Planning Based on Improved Artificial Potential Field Method[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(11): 3305-3311. (in Chinese)
- [22] 翟丽, 张雪莹, 张闲, 等. 基于势场法的无人车局部动态避障路径规划算法[J]. 北京理工大学学报, 2022, 42(7): 696-705.
- ZHAI L, ZHANG X Y, ZHANG X, et al. Local Dynamic Obstacle Avoidance Path Planning Algorithm for Unmanned Vehicles Based on Potential Field Method[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2022, 42(7): 696-705. (in Chinese)
- [23] 周兰凤, 孔明月. 基于改进人工势场法的无人机三维避障[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2022(6): 54-67.
- ZHOU L F, KONG M Y. Three-Dimensional Obstacle Avoidance for Unmanned Aerial Vehicles Based on Improved Artificial Potential Field Method[J]. Journal of East China Normal University (Natural Science Edition), 2022(6): 54-67. (in Chinese)
- [24] 王庆禄, 吴冯国, 郑成辰, 等. 基于优化人工势场法的无人机航迹规划[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(5): 1461-1468.
- WANG Q L, WU F G, ZHENG C C, et al. UAV Trajectory Planning Based on Optimized Artificial Potential Field Method[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(5): 1461-1468. (in Chinese)
- [25] 鲜斌, 宋宁. 基于模型预测控制与改进人工势场法的多无人机路径规划[J]. 控制与决策, 2024, 39(7): 2133-2141.
- XIAN B, SONG N. Multi-UAV Path Planning Based on Model Predictive Control and Improved Artificial Potential Field Method[J]. Control and Decision Making, 2024, 39(7): 2133-2141. (in Chinese)
- [26] DIAO Q F, ZHANG J F, LIU M, et al. A Disaster Relief UAV Path Planning Based on APF-IRRT\* Fusion Algorithm[J]. Drones, 2023, 7(5): 323.
- [27] FAN J M, CHEN X, LIANG X. UAV Trajectory Planning Based on Bi-Directional APF-RRT\* Algorithm with Goal-Biased[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119137.
- [28] 刘文倩, 单梁, 张伟龙, 等. 复杂环境下基于改进 Informed RRT 的无人机路径规划算法[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(4): 511-524.
- LIU W Q, SHAN L, ZHANG W L, et al. Improved Informed RRT-Based Path Planning Algorithm for UAVs in Complex Environments [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(4): 511-524. (in Chinese)
- [29] 陈侠, 刘奎武, 毛海亮. 基于 APF-RRT 算法的无人机航迹规划[J]. 电光与控制, 2022, 29(5): 17-22.
- CHEN X, LIU K W, MAO H L. UAV Trajectory Planning Based on APF-RRT Algorithm[J]. Electro-Optics and Control, 2022, 29(5): 17-22. (in Chinese)

(编辑: 刘勇)