



系统工程与电子技术
Systems Engineering and Electronics
ISSN 1001-506X, CN 11-2422/TN

《系统工程与电子技术》网络首发论文

题目：基于改进 RRT*算法的无人机在线航迹规划
作者：张海阔，孟秀云
收稿日期：2024-01-15
网络首发日期：2024-06-12
引用格式：张海阔，孟秀云. 基于改进 RRT*算法的无人机在线航迹规划[J/OL]. 系统工程与电子技术. <https://link.cnki.net/urlid/11.2422.TN.20240612.0944.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于改进 RRT*算法的无人机在线航迹规划

张海阔*, 孟秀云

(北京理工大学宇航学院, 北京 100081)

摘要：针对 RRT*算法应用于无人机航迹规划时采样效率低、收敛速度慢、航迹代价大的问题, 采用势场法引导树扩展加快算法收敛速度, 优化算法重选父节点及重新布线过程生成比 RRT*算法代价更小的初始航迹, 基于初始航迹构建启发式采样区域更有效的优化初始航迹, 给出了一种改进 RRT*算法; 基于模型预测控制, 设计了航迹规划策略, 使无人机在飞行中能良好的应对环境中的动态威胁; 数学仿真验证表明, 改进算法能快速的生成代价更小的初始航迹, 并在后续优化航机的过程中更有效地降低航迹代价, 可以应用于无人机在线规划任务。

关键词：航迹规划; RRT*算法; 模型预测控制; 势场法

中图分类号：V 249

文献标志码：A

UAV online path planning of based on improved RRT* algorithm

ZHANG Haikuo*, MENG Xiuyun

(School of Aerospace Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Aiming at the problems of low sampling efficiency, slow convergence speed, and high path cost when applying the RRT * algorithm to UAV path planning, an improved RRT * algorithm is proposed by using the potential field method to guide tree expansion, optimize the algorithm's reselection of parent nodes and rewiring process, and construct a heuristic sampling area based on the initial path. Adopting biased sampling strategy and utilizing potential field method to guide tree expansion, accelerating algorithm convergence speed; During the process of reselecting parent nodes and rewiring, consider optimizing the parent nodes of nodes within the scope, and generate an initial solution with lower cost than the RRT * algorithm; Constructing a heuristic sampling area based on the initial path to limit the sampling space and optimize the initial solution more effectively; Based on model predictive control theory, a path planning strategy was designed; The offline path planning simulation was used to verify that the improved algorithm in this paper can generate initial path with lower costs faster and effectively reduce path cost in the remaining time. The online path planning simulation has verified that the improved algorithm proposed in this paper can effectively respond to sudden threats during flight, and the effectiveness of the designed method has been verified.

Keywords: path planning; RRT*; model predictive control(MPC); potential field

0 引言

无人机正广泛应用于侦察任务、搜救行动、农业服务^[1-3]。在执行复杂任务时, 无人机需要有一定的自主性、智能性, 其中航迹规划对提高无人机自主智能飞行能力具有重要作用。

无人机航迹规划指在满足约束、避障等一定标准的情况下, 寻找一条从初始点到目标点的飞行轨迹。航迹规划根据规划阶段的不同划分为局部航迹规划和全局航迹规划^[4]。局部规划也称离线规划, 是指在无人机起飞前, 根据已知的环境信息和任务要求, 考虑飞行任务、环境条件、飞行性

能等因素,预先为无人机规划出一条从起始点到目标点的轨迹的过程。各类元启发式算法群体智能算法被应用于离线航迹规划,如粒子群算法^[5-7]、遗传算法^[8-10]、蚁群算法^[11-13]、人工蜂群算法^[14]、樽海鞘算法^[15]等。全局规划规划又称在线规划,是在环境信息未知的情况下,根据探测设备实时侦测的环境信息进行动态航迹规划,这种规划方式的特点在于能够实时应对突发情况,使无人飞行器能够规避威胁,确保任务的安全完成。常用A*算法^[16-17]、RRT算法^[18-20]等。其中,基于采样的RRT算法通过对采样点进行碰撞检测,避免了对空间的精确建模带来的大计算量,因此能够快速有效地解决复杂约束的航迹规划问题。然而传统的RRT算法存在着路径冗余点多且不平滑的局限性^[21]。

许多研究者对RRT算法进行了改进。其中,RRT*算法^[22]是最成功的变体之一,RRT*算法在RRT算法基础上引入重新布线和重选父节点两个过程获得局部最优路径,使得全局路径趋于最优。文献^[23]提出了双向样条RRT*规划算法,算法能够在高度约束的空间中找到平滑的路径。Informed RRT*算法^[24]对RRT*的采样区域进行优化,在找到可行路径后,基于所得路径,建立椭球体采样区域,随后在启发区域内采样提升路径质量。然而这种算法具有一定局限性,椭球的采样区域可能会因为路径成本大而过大,导致整个空间都被超椭球所包含。IB RRT*算法^[25]利用智能样本插入启发式算法扩展双向树,加快算法收敛速度。文献^[26]提出RRT* FN算法,通过对树的最大节点数进行限制,当节点数超过预设值时,去除无益于路径优化的无用节点,提升算法搜索速度。文献^[27-28]将深度学习与RRT*算法有机结合,更有效地搜索可行的路径。

针对RRT*算法采样效率低、收敛速度慢,以及航迹代价大的问题,本文提出了在扩展树时利用势场法进行采样指导,使树朝着目标点更有效的生长,在重选父节点及重新布线过程中考虑优化范围内节点的父节点,获得代价更小的解。基于初始航迹构建启发式采样区域,优化初始航迹,不断降低航迹代价;基于模型预测控制,设计了航迹规划策略。最后,仿真验证了所设计的航迹规划方法性能。

1 航迹规划模型

在航迹规划问题中,无人机航迹可表示为

$\{p_{init}, p_1, \dots, p_n, p_{goal}\}$ 一系列离散点。其中 p_{init} 与 p_{goal} 表示无人机的飞行起点与终点,中间节点是由算法规划出的航迹点,离散点序列维度为 $D = (n + 2) \times 3$ 。

1.1 环境模型

环境模型包括两部分,一部分是对地形模拟,另一部分是对威胁模拟。

1.1.1 地形模型

本文采用函数法模拟已知地面及山峰。采用的地面数学模型为

$$z(x, y) = \sin(y + a) + b \cdot \sin(x) + c \cdot \cos(d \cdot \sqrt{x^2 + y^2}) + e \cdot \cos(y) + f \cdot \sin(g \cdot \sqrt{x^2 + y^2}) \quad (1)$$

式中: x, y, z 表示三维坐标系下地形的坐标值, a, b, c, d, e, f, g 是固定系数通过调节各系数的值可以模拟不同地貌。

采用的山峰数学模型为:

$$z = \sum_{i=1}^n h(i) \times \exp(-(x - x_{si}) / x_{si} - (y - y_{si}) / y_{si}) \quad (2)$$

式中: z 为 (x, y) 坐标下对应的山峰高度, h_i 为山峰高度的控制参数, x_{si}, y_{si} 用来控制山峰在对应坐标轴的衰减量。

1.1.2 威胁模型

无人机飞行过程中不仅面对复杂的地形,同时还要面对多变复杂的外部环境,如天气、敌方的防空部署。本文对大气威胁模型、雷达威胁模型进行构建,其中大气威胁用柱体表示、雷达威胁用半球体表示。每个航迹点对应威胁模型的航迹代价值分别为 μ_w, μ_d 。

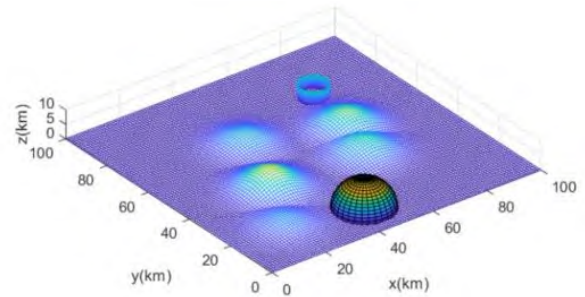


图1 地形模型

Fig. 1 Environment scenario

1.2 约束模型

一条可飞行的航迹,不仅要考虑飞行环境,还要考虑无人机性能约束,主要包括以下几方

面。

1.2.1 飞行高度约束

考虑到探测数据存在误差,为避免无人机与地面碰撞,限制飞行最低高度 h_{\min} ,第 i 个航迹段最低飞行高度为 h_i ,约束表示为

$$h_i \geq h_{\min} \quad (3)$$

1.2.2 转角约束

受侧向机动性限制,无人机转角需满足一定约束。设无人机第 i 段航迹在水平面投影为 $\mathbf{a}_i = (x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})^T$,最大转角设为 ϕ ,约束表示为

$$\frac{\mathbf{a}_i^T \mathbf{a}_{i+1}}{\|\mathbf{a}_i\| \|\mathbf{a}_{i+1}\|} \geq \cos \phi \quad (4)$$

1.2.3 爬升、俯冲角约束

受发动机转速与纵向机动性限制。无人机爬升、俯冲角需要满足一定约束。设最大爬升、俯冲角大小为 θ ,约束表示为

$$\frac{|z_i - z_{i-1}|}{|\mathbf{a}_i|} \leq \tan \theta \quad (5)$$

1.2.4 最小航迹段约束

受机动性影响,无人机需飞行最短距离 l_{\min} 后才可以进入下一段航迹设无人机航迹段为 $\{l_i | i=1,2,\dots,n-1\}$,约束表示为

$$l_i \geq l_{\min} \quad (6)$$

1.3 航迹评价函数

航迹评价函数是判断航迹好坏的标准,通常航迹代价考虑航迹长度代价 f_1 ,飞行约束代价 f_2 及威胁代价 f_3 ,则航迹代价可表示为

$$f = w_1 \cdot f_1 + w_2 \cdot f_2 + w_3 \cdot f_3 \quad (7)$$

式中: w_1, w_2, w_3 为对应代价的调节系数。

设航迹由航迹段 l_i 组成,起始点和终点距离长度为 L ,则航迹长度代价表示为

$$f_1 = \sum_{i=1}^{n-1} l_i \quad (8)$$

每段航迹高度代价为 u_h ,最小航迹段代价为 u_l ,升角代价为 u_s ,转角代价为 u_z 则航迹的飞行约束代价可表示为

$$f_2 = \sum_{i=1}^{n-1} (u_l + u_h + u_s + u_z) \quad (9)$$

威胁代价可表示为

$$f_3 = \sum_{i=1}^{n-1} (\mu_w + \mu_d) \quad (10)$$

式中当航迹点在威胁范围内时,代价值为 1,否则值为 0。

2 RRT*算法改进及航迹规划策略设计

本节介绍了 RRT 算法及 RRT*算法;从利用势场法对树节点扩展、重选父节点及重新布线过程优化两方面出发提升 RRT*算法收敛速度及生成的初始航迹质量。基于初始航迹构建启发采样区域,使得算法能更有效地优化初始航迹;考虑在线航迹规划过程中不确定的信息和变化的环境模型,设计在线航迹规划策略,使无人机能够在面临突发威胁的环境中完成在线动态航迹规划。

2.1 RRT 算法与 RRT*算法

快速扩展随机树 RRT 算法是一种基于采样的算法,从起始点出发生长一棵树直至扩展到终点。RRT*算法相比 RRT 算法主要有两点改进,第一个是选择新添加节点的父节点时,除了最近的节点,同时考虑相邻节点。第二个是重新连接新添加节点的相邻节点,以降低这些节点的总成本, RRT*算法伪代码如算法 1 所示。

算法 1 RRT*算法

```

V ← {pinit}; E ← ∅; T = {V, E}
for i = 1: N
    prand ← Sample(i)
    pnearest ← Nearest(prand, T)
    pnew ← Steer(prand, pnearest, λ)
    if CollisionFree(pnew, pnearest)
        Pnear ← Near(V, pnew, η)
        T ← Chooseparent(T, pnew, Pnear)
        T ← Rewrite(T, pnew, Pnear)
    end
end
return T

```

算法通过生长树 $T = \{V, E\}$ 探索未知空间其中 V 为树节点集合, E 为节点之间关系集合。算法各函数主要作用

Sample:采样函数,在空间中生成随机点。

Nearest:在生成树中找到与随机点最近的节点

Steer:以 $p_{nearest}$ 为起始点,以 p_{rand} 为目标, λ 为步长扩展得到新节点 p_{new} 。

CollisionFree:判断新结点是否可行。

Near:以 p_{new} 为圆心, η 为半径构建区域,返回集合中在区域内的节点。

Chosenparent:图2给出了重选父节点过程,该过程首先会搜寻新节点 p_{new} 临近节点并放入集合 X_{near} 中,然后会遍历 X_{near} 集合中 1-7 号节点,选取代价更小的节点作为 x_{new} 的父节点,因此 p_{new} 的父节点将由节点 2 转化为节点 1。

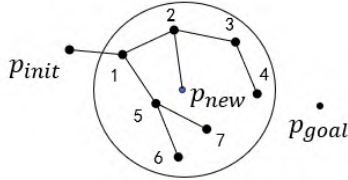


图2 重选父节点

Fig. 2 Chooseparent procedure

Rewrite:图3给出了重新布线过程,该过程会遍历 X_{near} 集合中 1-7 号节点,若以 p_{new} 节点为父节点后代价值降低则改变节点关系,因此节点 4 的父节点转化为 p_{new} 。

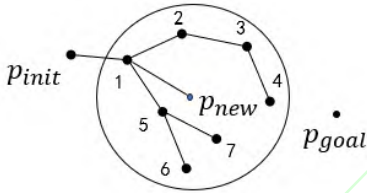


图3 重新布线

Fig. 3 Rewrite procedure

2.2 RRT*算法改进策略

2.2.1 树扩展方式改进

RRT*算法在全局空间内随机生成点导致其规划效率低,本文利用势场法为树的生长提供指导,生长树的新节点产生公式如下:

$$p_{expand} = p_{nearest} + \alpha \cdot \frac{p_{rand} - p_{nearest}}{\|p_{rand} - p_{nearest}\|} + \beta \cdot \frac{F_{all}}{\|F_{all}\|} \quad (11)$$

式中 α 控制随机生长方向长度, β 控制势场引导方向长度。

μ 表示正比例增益系数, p 表示随机点, p_{goal} 表示目标点, $\rho(p, p_{goal})$ 为目标点与随机点间的欧氏距离,引力势场及引力大小可表示为:

$$\|U_{att}\| = \frac{1}{2} \mu \rho^2(p, p_{goal}) \quad (12)$$

$$\|F_{att}\| = -\nabla U_{att} = \mu \rho(p, p_{goal}) \quad (13)$$

式中: k 表示正比例增益系数, p 表示随机点,

p_0 表示障碍物中心, ρ_0 为障碍物作用范围大小, $\rho(p, p_0)$ 表示障碍物与随机点间的欧氏距离,斥力势场及斥力大小可表示为

$$\|U_{rep}\| = \begin{cases} \frac{1}{2} k \left(\frac{1}{\rho(p, p_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2, & \rho(p, p_0) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(p, p_0) \geq \rho_0 \end{cases} \quad (14)$$

$$\|F_{rep}\| = \begin{cases} k \left(\frac{1}{\rho(p, p_0)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2(p, p_0)}, & \rho(p, p_0) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(p, p_0) \geq \rho_0 \end{cases} \quad (15)$$

综上,由引力和斥力两部分构成合力,如下所示:

$$F_{all} = F_{rep} + F_{att} \quad (16)$$

其中,斥力方向由障碍物指向随机点,引力方向由随机点指向目标点。

图4给出了利用势场法引导树扩展的过程。在空间中生成随机点 p_{rand} ,找到树集合中距离 p_{rand} 最近的点 $p_{nearest}$ 也就是 p_1 ,计算随机点 p_{rand} 和 p_1 之间的单位向量 σ_1 。根据距离障碍物及目标点距离分别计算出斥力 F_{rep} 及引力 F_{att} 后,进一步计算合力方向上的单位向量 σ_2 。最后根据式(11)计算得到新节点并将其加入到树集合中。

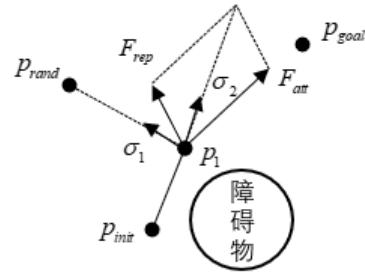


图4 树的扩展过程

Fig. 4 The process of tree expansion

2.2.2 重选父节点及重新布线过程优化

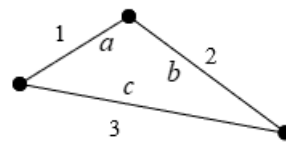


图5 重选父节点

Fig.5 Chooseparent procedure

航迹长度在航迹评价函数中占据较大比重,因此代价函数值的大小常常满足三角不等式两边之和大于第三遍的关系。如图 5 所示,假设无人机初始飞行轨迹沿 1 至 2,三角形边长 a, b, c 可近似等价于每段航迹的航迹代价,由三角形不等式可知 $a + b > c$, 因此经优化后飞行轨迹更改为 3。据此在重选父节点及重新布线过程中做出以下优化。

如图 6 所示,在为 p_{new} 节点重新选择父节点的过程中会以 p_{near} 为根节点向父节点探索,直至不满足碰撞检测,在经过两次迭代过程后 p_{new} 的父节点改变为初始节点。

如图 7 所示,为 X_{near} 集合中节点重新布线的过程中,会以 p_{new} 为根节点向其父节点探索直至不满足碰撞检测, p_{near} 节点的父节点经过三次迭代后更改为初始节点。

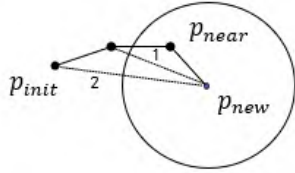


图 6 重选父节点

Fig.6 Chooseparent procedure

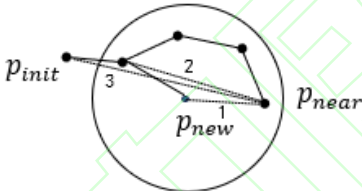


图 7 重新布线过程

Fig.7 Rewrite procedure

2.2.3 启发式采样区域构建

启发式采样的关键是确定扩展区域,即对规划航迹的扩展。实际上,航迹是由一组连续连接线段的顶点组成的,在改进算法中采样区域如图 8 所示,将每一个线段按照长方体扩展,扩展区域可以看作是一组长发体拼接。

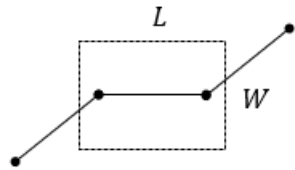


图 8 采样区域

Fig. 8 Sample area

改进后采样点获取流程如下:

```
path ← {p_init, p_1, ..., p_end}
n ← length(path) - 1
num ← randi(1, n)
p_rand ← Sample(num, path, W, L)
return p_rand
```

算法中变量 num 决定了此次采样对哪条线段扩展, $Sample$ 函数在采样长方体区域内采样并返回采样点,其中 W, L 为长方体尺寸参数。

2.3 基于模型预测控制的航迹规划策略设计

无人机飞行过程中,飞行环境瞬息万变,如敌方对空火力的调整或是突发的气象变化。面对多变的外部环境,算法需要结合航迹规划策略及时调整航迹躲避风险。本文提出了基于模型预测控制^[29-31]的航迹规划方法,在无人机不断向前过程中,滚动的进行实时的航迹重规划。图 9~10 给出了在时间窗口为 k 至 $k+n$ 时刻基于模型预测得到控制输入的过程,其中图 9 以时间为横坐标,系统状态为纵坐标、 r 为期望值。图 10 以时间为横坐标,控制输入为纵坐标。具体步骤如下:

第一步在 k 时刻测量系统状态 y_k ; 第二步以代价函数为评价指标,基于 $\mu_k, \mu_{k+1} \dots \mu_{k+n}$ 进行最优化控制; 第三步在 k 时刻实施 μ_k 为输入。第四步随着时间的推进在 $k+1, k+2, \dots$ 时刻反复执行步骤一至三直到任务完成。

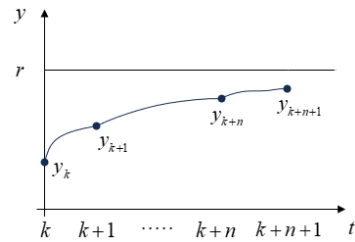


图 9 输出量

Fig. 9 Output quantity

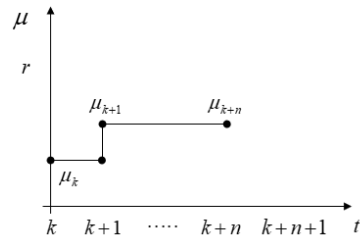


图 10 控制量

Fig. 10 Control quantity

本文基于模型预测控制思想设计在线航迹规划策略。当进行在线航迹规划时,根据无人机

探测范围限定一小段空间范围,以无人机当前位置为起点目标点为终点、以式(7)为代价函数进行航迹规划,更新在探测范围内的航迹,循环向前推进,直至无人机到达目标点。如图 11 所示, S_i 为当前探测空间 S_{i+1} 为下一次探测空间, R 为无人机探测半径, ΔL 为滚动步长。航迹规划策略实施如下,每次重规划更新的航迹长度为 $\Delta L * 3$,假设 $p_{i-1}p_i$ 为此次航迹规划段,当无人机到达 O_{i+j} 时开始新一轮探测,新一轮探测空间为 S_{i+1} ,并在无人机到达 p_i 前规划处新的航迹段 $p_i p_{i+j}$ 。假设无人机探测时间为 T_f ,算法规划时间为 T_s ,无人机每次重规划总时间约束为 T_l ,则需满足如下不等式

$$T_f + T_s \leq T_l \quad (17)$$

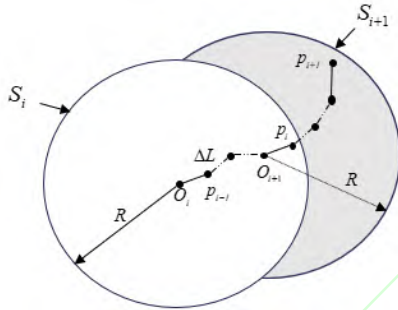


图 11 规划策略示意图

Fig. 11 schematic graph

3 数学仿真验证及结果分析

本文首先在离线静态环境下进行仿真,验证了改进 RRT*算法采样效率更高、收敛速度更快、能够获得代价值更低的航迹;然后利用改进 RRT*算法进行三维在线航迹规划仿真,验证使用所设计航迹规划策略的改进 RRT*算法能够应对飞行过程中的突发情况,具有使用于在线航迹规划问题的可行性。

仿真程序运行环境为 Windows 10,编程环境为 MATLAB R2021a。构建 $(100 \text{ km} \times 100 \text{ km})$ 的飞行空间,空间模型中包括地貌、山峰以及威胁模型。仿真中,利用 2.2.1 和 2.2.2 改进策略,采用偏采样策略扩展树、优化重选父节点及重新布线过程的改进 RRT*算法记作 W-RRT*;利用三种改进策略,采用偏采样策略扩展树、优化重选父节点及重新布线过程、基于初始航迹构建启发式采样区域的改进 RRT*算法记作 C-RRT*。无人机参数设置如表 1。

表 1 无人机参数设置

Table 1 Initialization of UAV parameters

无人约束	数值
最大俯冲角/(°)	10
最大转弯角/(°)	30
最大爬升角/(°)	10
飞行高度约束/(km)	0.05
最小航迹段约束/(km)	6

3.1 离线航迹规划仿真

在离线环境进行仿真部分,进行 RRT*和 W-RRT*, RRT*、Informed RRT*和 C-RRT*两组实验,其中 RRT*算法和 W-RRT*算法实验组即 3.1.1 小节初始航迹生成仿真,验证了 W-RRT*算法能够更快的生成初始航迹,且航迹初始航迹代价更低,航迹更平滑;RRT*算法、Informed RRT*算法和 C-RRT*算法实验组即 3.1.2 小节基于初始航迹的启发式区域构建仿真,验证了所设计的启发式预测区域能有效的针对初始航迹进行优化,减少大量无效点的采样,显著降低初始解的航迹代价。

3.1.1 初始航迹生成仿真

根据图 1 建立的环境模型,以 $(5, 5, 1)$ 为飞行起点,以 $(95, 96, 1.2)$ 为飞行终点,分别用 RRT*和 W-RRT*算法进行离线规划。

表 2 给出了两个算法进行 50 次实验取平均值所获得的结果,W-RRT*算法由于在重布线 and 重选父节点两个过程中利用三角不等式的特性选择节点,因此规划出的航迹,航迹代价值更低,拥有更好的初始解。同时从表 2 中看出,树的节点数目明显降低,运行时间大幅下降。图 12~13 给出了两种算法三维视角下航迹规划仿真,图 12 与图 13 中黑色线段给出了算法规划出的航迹,红色线段给出了树的生长情况。对比图 12 与图 13,在树的生长情况方面,W-RRT*通过势场法的采样指导提升了树的生长效率,树的尺寸更小,因此减少了采样时间及树生长花费的时间,提升了算法的搜索速度;在航迹质量方面,相比 RRT*算法,W-RRT*在满足无人机动力学约束的条件下,规划出的航迹更短。

表 2 RRT*与 W-RRT*仿真结果

Table 2 Simulation result of RRT* and W-RRT*

算法	平均航迹 代价	平均树节点 个数/(个)	平均运行 时间/(s)
RRT*	162.52	978.4	6.17
W-RRT*	151.94	486.8	1.06

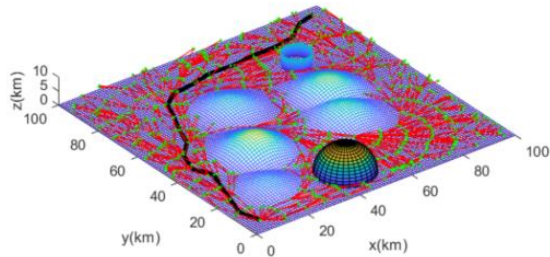


图 12 RRT*算法规划初始航迹
Fig. 12 Path planned by RRT* algorithm

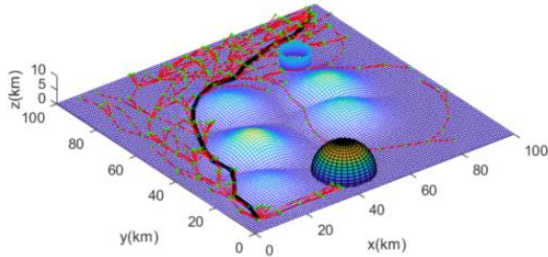


图 13 W-RRT*算法规划初始航迹
Fig. 13 Path planned by W-RRT* algorithm

3.1.2 基于初始航迹的启发式区域构建仿真

根据图 1 建立的环境模型，以 (5, 6, 1) 为飞行起点，以 (95, 95, 1.2) 为飞行终点，图 14 给出了利用 W-RRT*算法得到的初始航迹，航迹初始代价为 151.51。为验证所设计的启发采样区域能够优化航迹，在获得初始航迹后利用 RRT*、Informed RRT*、C-RRT*三种算法分别对初始航迹进行优化。进行 50 组实验，每组实验对航迹进行 3 000 次迭代优化，所得结果见表 3。从表 3 中可以看出 C-RRT*算法在降低初始航迹代价方面表现最为出色，且能够改善初始航迹的成功率相较于其余两种算法显著提高。

图 15~17 给出了一次仿真中三种不同算法的采样区域，其中，RRT*算法采样域为整个空间，Informed RRT*算法以航迹代价值为长轴起点终点为焦距构建的椭球体为采样区域，C-RRT*算法以每段航迹为基准构建的长方体作为采样区域。Informed RRT*算法采样区域因为航迹成本大的原因导致采样范围较大，相比之下 C-RRT*算法以每段航迹为基准构建长方体采样区域，对原有航迹的改善更有针对性。图 18 给出了三种算法对原有航迹进行改善后的效果，可以看出改进算法改善出的航迹，航迹长度短且航迹更加平滑，改善效果最好。

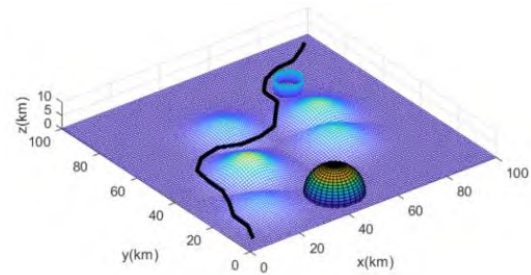


图 14 W-RRT*算法规划的初始航迹
Fig. 14 First path planned by W-RRT* algorithm

表 3 三种算法针对初始航迹改善的仿真结果

Table 3 Simulation results of three algorithms for improving initial path

算法	初始航迹代价	优化后航迹代价均值	改善初始航迹成功率/(%)
RRT*	151.51	151.38	51.23
Informed RRT*	151.51	150.17	65.78
C-RRT*	151.51	142.73	100.00

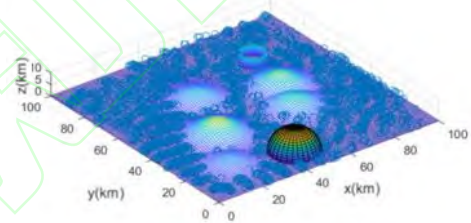


图 15 RRT*算法采样区域
Fig. 15 RRT* algorithm sampling area

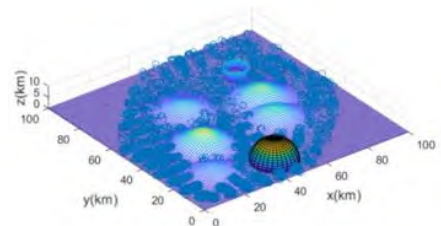


图 16 Informed RRT*启发式采样区域
Fig. 16 Informed RRT* heuristic sampling area

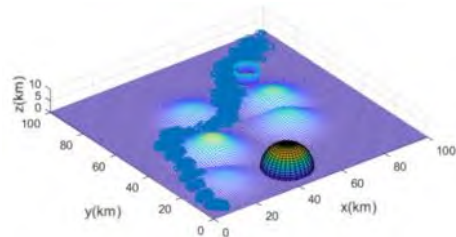


图 17 C-RRT*启发式采样区域
Fig. 17 C-RRT* heuristic sampling area

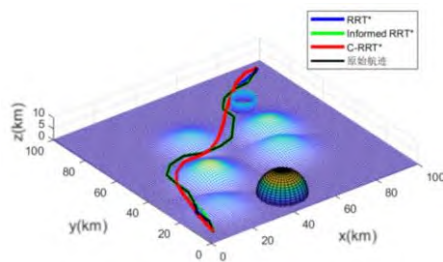


图 18 三种算法针对初始航迹改善的效果对比

Fig. 18 Comparison of three algorithms for improving initial path performance

3.2 在线航迹规划仿真

为验证 C-RRT*算法在动态环境下的性能, 进行在线航迹规划仿真。首先无人机按照离线航迹规划轨迹飞行, 当飞行环境变化后, 无人机开始进行在线航迹规划, 其中飞行环境变化包括突发威胁、目标点变化。为满足式 (17) 时间约束的要求, 每次动态规划的时间限定在 2 秒内。

图 19 给出了一次在线航迹规划过程, 无人机按照离线规划的航迹飞行, 起点为(5, 5, 1), 目标点为(95, 95, 1)。飞行至(36.9, 19.8, 1.1)处时接收到目标点变动到(65, 90, 1.2)的信息, 利用 C-RRT*算法开始进行在线航迹规划。当飞行至(56.1, 59.2, 1.1)处时, 探测区域内出现了新的恶劣气象, 其中心为(58, 68), 半径为 5 km。从仿真结果中可知, 本文提出的 C-RRT*算法能够在面临突发威胁的环境中完成在线航迹规划。

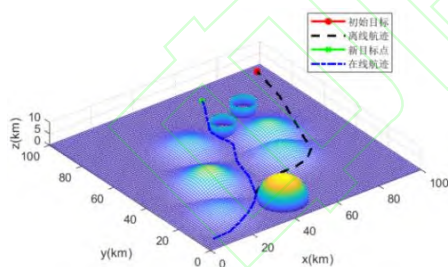


图 19 在线航迹规划仿真

Fig. 19 Online path planning simulation

4 结论

针对 RRT*算法采样效率低、收敛速度慢、航迹代价大的问题。提出利用势场法进行偏采样扩展生长树、在 RRT*算法选择父节点和重布线过程进行优化, 加快了算法收敛速率、降低了航迹代价, 提高了初始解质量。快速得到初始航迹后, 基于初始航迹进行得到启发式采样区域, 提高了后续优化过程中的采样效率。离线仿真表

明, 采取偏采样策略扩展树、优化重选父节点及重新布线过程的 W-RRT*算法生成首条航迹用时更短, 且初始解航迹代价更低。在获得初始航迹后, 采用偏采样策略扩展树、优化重选父节点及重新布线过程、基于初始航迹构建启发式采样区域的 C-RRT*算法基于初始航迹展开构建长方体采样区域, 提高了算法对关键节点采样的概率, 对初始航迹改善效果最好。在线仿真表明, 结合所设计的航迹策略, C-RRT*算法能够应对飞行中的动态环境, 性能良好。

参考文献

- [1] DOSHI A A, POSTULA A J, FLETCHER A, et al. Development of micro-UAV with integrated motion planning for open-cut mining surveillance[J]. Microprocessors and Microsystems, 2015, 39(8):829-835.
- [2] PÓŁKA, MARZENA, PTAK S, ŁUKASZ. The use of UAV's for search and rescue operations[J]. Procedia Engineering, 2017, 192: 748-752.
- [3] IVUSHKIN K, BARTHOLOMEUS H, BREGT A, et al. UAV based soil salinity assessment of cropland[J]. 2018, 338:502 - 512.
- [4] DELMERICO J, MUEGGLER E, NITSCH J, et al. Active Autonomous Aerial Exploration for Ground Robot Path Planning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(2):664-671.
- [5] 张海阔, 孟秀云. 基于改进粒子群算法的无人机航迹规划[J]. 飞行力学, 2024, 42(2):29-35.
ZHANG H K, MENG X Y. UAV route planning based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. FLIGHT DYNAMICS, 2024, 42(2):29-35.
- [6] 刘玉杰, 崔凯凯, 韩维, 等. 基于 IPSO 的舰载机出动离场规划研究[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(4): 1337-1345.
LIU Y J, CUI K K, HAN W, et al. Research on departure planning of carrier aircraft based on IPSO[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(4): 1337-1345.
- [7] GUANGSHENG L I, CHOU W. Path

- planning for mobile robot using self-adaptive learning particle swarm optimization[J]. Science China(Information Sciences), 2018, 61(5):267-284.
- [8] CAO Y, WEI W Y, BAI Y, et al. Multi-base multi-UAV cooperative reconnaissance path planning with genetic algorithm[J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 5175-5184.
- [9] LI D, WANG L, CAI J, et al. Research on path planning of mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing, 2023, 14(6).
- [10] 文超,董文瀚,解武杰,等.基于 CEA-GA 的多无人机三维协同曲线航迹规划方法[J].北京航空航天大学学报,2023,49(11):3086-3099.
- WEN C, DONG W H, XIE W J, et al. Multi-UAVs 3D cooperative curve path planning method based on CEA-GA[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(11): 3086-3099.
- [11] SUN L. Path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[C]//Proc. of the IEEE 11th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference, 2023:985-989.
- [12] SHEN Z, DING W, LIU Y, et al. Path planning optimization for unmanned sailboat in complex marine environment[J]. Ocean Engineering, 2023, 269: 113475-113475.
- [13] MAVROVOUNIOTIS M, YANG S X. Ant Algorithms with Immigrants Schemes for the Dynamic Vehicle Routing Problem[J]. Information Sciences, 2015, 294: 456-477.
- [14] FARAHBAKHS H, POURFAR I, ARA A L. A modified artificial bee colony algorithm using accept-reject method: theory and application in virtual power plant planning[J]. IETE Journal of Research, 2023(8):69.
- [15] SMIRJALILI, SEYEDEH ZAHRA, et al. Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114(1): 163-191.
- [16] 宋超,李波,马云红,等.基于优化 A*和 MPC 融合算法的三维无人机航迹规划[J].系统工程与电子技术,2023,45(12):3995-4004.
- SONG C, LI B, MA Y H, et al. Trajectory Planning Based on Optimized A* and MPC Fusion Algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(12): 3995-4004.
- [17] 潘登,郑建华,高东.基于二维连通图的无人机快速三维路径规划[J].北京航空航天大学学报,2023,49(12):3419-3431.
- PAN D, ZHENG J H, GAO D. Fast 3D path planning of UAV based on 2D connected graph[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(12): 3419-3431.
- [18] LI S D, ZHOU H H, HU J, et al. A fast path planning approach for unmanned aerial vehicles[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2015, 27(13): 3446-3460.
- [19] YU F, SHANG H, ZHU Q, et al. An efficient RRT-based motion planning algorithm for autonomous underwater vehicles under cylindrical sampling constraints[J]. Autonomous Robots, 2023, 47(3):281-297.
- [20] CHAO N, LIU Y K, XIA H, et al. DL-RRT* Algorithm for Least Dose Path Re-planning in Dynamic Radioactive Environments[J]. Nuclear Engineering and Technology, 2018, 51(3):825-836.
- [21] ELBANHAWI M, SIMIC M. Sampling-Based Robot Motion Planning: A Review[J]. IEEE Access, 2014, 2(1):56-77.
- [22] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based Algorithms for Optimal Motion Planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7):846-894.
- [23] LEE D, SHIM D H. Path planner based on bidirectional Spline-RRT* for fixed-wing UAVs[C]//Proc. of the International Conference on Unmanned Aircraft Systems, 2016: 77-86.
- [24] GAMMELL J D, SRINIVASA S S,

- BARFOOT T D. Informed RRT*: Optimal Sampling-based Path Planning Focused via Direct Sampling of an Admissible Ellipsoidal Heuristic[C].Proc. of the International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2014: 2997-3004.
- [25] QURESHI A H, AYAZ Y. Intelligent bidirectional rapidly-exploring random trees for optimal motion planning in complex cluttered environments[J].Robotics & Autonomous Systems, 2015, 68:1-11.
- [26] ADIYATOV O, VAROL H A. Rapidly-exploring random tree based memory efficient motion planning[C]//Proc. of the Mechatronics and Automation, 2013: 354 - 359.
- [27] KAWABE T, NISHI T. A Flexible Collision-Free Trajectory Planning for Multiple Robot Arms by Combining Q-Learning and RRT*[C]//2022 IEEE 18th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), ,2022:2363-2368.
- [28] LIU H, GU Y, LI X, XIAO X. Deep Reinforcement Learning Integrated RRT Algorithm for Path Planning[C]//Proc. of the WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation, 2023: 239-244.
- [29] MAMMARELLA M, CAPELLO E, DABBENE F, et al. Sample-based SMPC for Tracking Control of Fixed-Wing UAV[J]. IEEE Control Systems Letters, 2018, 2(4): 611-616.
- [30] SANTOS M A, FERRAMOSCA A, RAFFO G V. Tube-based MPC with Nonlinear Control for Load Transportation using a UAV[J]. IFAC PapersOnLine, 2018, 51(25): 459-465.
- [31] 王晓海, 孟秀云, 李传旭. 基于 MPC 的无人机航迹跟踪控制器设计[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(1): 191-198.
- WANG X H, MENG X Y, LI C X. Design of Trajectory Tracking Controller for UAV Based on MPC [J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(1): 191-198.

作者简介

张海阔（1999—），男，硕士研究生，主要研究方向为飞行器任务规划。

孟秀云（1964—），女，教授，博士，主要研究方向为飞行器动力学与控制、飞行器任务规划。