

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519110

基于FB-RRT*算法的无人机路径规划*

房铁心 李新凯 孟月 张宏立

(新疆大学智能科学与技术学院 乌鲁木齐 830017)

摘要: 针对在复杂环境下无人机全局路径规划过程中,双向RRT*算法存在的采样搜索随机性过高、环境适应能力差和规划路径不平滑等问题,本文提出一种融合步长策略的双向快速随机树星路径规划算法(FB-RRT*)。首先,针对采样随机性过高的问题,设置一个具有目标偏向的采样策略,减少盲目的随机采样个数;接着利用融合角度和障碍物环境参数的动态随机步长,提高算法的环境适应度;最后针对规划路径过长的问题,结合路径裁剪与B样条优化策略,有效去除多余的转折点,从而得到更优路径。MATLAB实验结果表明,本文改进后的FB-RRT*算法与B-RRT*算法相比,平均规划时间减少了58%,平均路径长度缩短了11.9%,由此得出,改进的FB-RRT*算法具有高效规划能力。

关键词: 无人机;路径规划;融合步长;三维环境

中图分类号: V249;TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

UAV path planning based on FB-RRT* algorithm

Fang Tiexin Li Xinkai Meng Yue Zhang Hongli

(College of Intelligent Science and Technology, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: In order to solve the problems of high sampling and search randomness, poor environmental adaptability and unsmooth planning path of bidirectional RRT* algorithm in the process of UAV global path planning in complex environments, this paper proposes a bidirectional fast stochastic tree star path planning algorithm (FB-RRT*) that integrates step size strategy. Firstly, in order to solve the problem of high sampling randomness, a sampling strategy with target bias is set up to reduce the number of blind random samples. Then, the dynamic random step size of the fusion angle and obstacle environmental parameters is used to improve the environmental adaptability of the algorithm. Finally, in order to solve the problem of too long planned path, the path clipping and B-spline optimization strategy are combined to effectively remove the redundant turning points, so as to obtain a better path. MATLAB experimental results show that compared with the B-RRT* algorithm, the average planning time is reduced by 58% and the average path length is shortened by 11.9%, which shows that the improved FB-RRT* algorithm has efficient planning ability.

Keywords: UAV; path planning; fusion step size; three-dimensional environment

0 引言

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)由于其高机动性和灵活性^[1],日益成为诸多领域的核心工具,例如农业^[2]、军事^[3]、监视^[4]和救援^[5]等。与当下流行的无人车相比无人机拥有更大的运动范围,且不受二维道路限制,可以在三维空间飞行。由于运动场景的不同,无人车优先考虑道路识别和决策,而无人机则需要更高效的路径规划算法。路径规划是无人机自主飞行的关键技术指标之一^[6],它是指根据任务需求在起点和目标点之间规划出一条可行的无

碰撞飞行路径。基于无人机飞行任务的背景,学者们对于路径规划问题展开了大量研究,常见的基于栅格地图的路径规划算法如Dijkstra和A*算法^[7],Dijkstra算法^[8]搜索整个地图得到一条可行路径,为了节省计算资源,A*算法^[9]通过设置启发式搜索策略可以快速获得最优解。基于智能优化的路径规划算法有粒子群算法^[10]和遗传算法^[11]等,该类算法主要利用生物特性进行路径规划。上述两种类型的路径规划算法中,基于栅格地图的算法,需要对状态空间进行离散化,随着空间维数的增加,算法花费的时间呈指数性增加。基于智能算法的路径规划算法存在收敛速度

收稿日期:2025-06-16

* 基金项目:新疆维吾尔自治区天山英才青年拔尖人才项目(2024TSYCCX002)、国家自然科学基金(62263030)项目资助

慢、对问题规模敏感等问题^[12]，也不利于无人机三维空间的路径搜索。基于采样的路径规划算法具备复杂环境适应性和易于实现的优点而被应用于无人机路径规划中。其中，快速扩展随机树（rapidly-exploring random trees, RRT）^[13]作为此类算法的代表，凭借其较低的计算复杂度及快速的搜索速度，在复杂环境中展现出强大的路径规划能力。但是基础的 RRT 算法也存在一些不足，在面对狭窄和复杂环境同样存在规划效率低的问题。

近年来，学者们对于 RRT 进行了大量改进。Cao 等^[14]提出的 RRT*-connect 变体利用采样目标偏向和双树同时拓展策略，大大缩短了算法运行时间。张海阔等^[15]利用改进 RRT* 算法优化初始轨迹，但改进策略中每个节点都要进行重布线优化路径长度，可能会导致算法运行时间显著增加。刘文倩等^[16]采用人工势场法，控制采样点朝着目标点移动，减少了随机采样的次数，并在树节点拓展过程中加入约束以确保路径的可行性，但文中的路径平滑性较低，可能会导致出现不适合无人机飞行的路径段。Li 等^[17]则基于双向随机树，利用自适应步长策略提出了 ABi-RRT 算法，缩短了路径求解时间，但是面对三维复杂环境仍存在采样随机性过高和环境适应能力差等问题。Huang 等^[18]提出一种 DG-RRT 算法，通过动态梯度采样策略减少 RRT 算法采样时间，利用路径重构减少路径代价，但在节点扩展过程中，未充分考虑节点周围障碍物的复杂性。Ge 等^[19]提出了 DPF-Bi-RRT* 算法，利用双势场算法和目标采样相结合，在面对复杂三维环境有很好的路径规划能力，但同样存在路径段曲折过多，平滑性较差的问题。

为了解决当前 Bi-RRT* 算法进行路径规划时存在的采样随机性过高，环境适应能力差和路径不够平滑等问题，本文提出的 FB-RRT*（fusion step size bidirectional rapidly-exploring random tree*，FB-RRT*）算法主要改进有以下 3 个方面：

1) 通过引入一种新的基于概率变步长目标偏向策略，解决 Bi-RRT* 算法的采样搜索随机性过高的问题。

2) 融合针对障碍物环境复杂度和偏向目标点角度相结合的动态步长参数，提升算法的环境适应能力，缩短规划时间。

3) 利用路径裁剪策略，消除冗余的路径节点，优化路径长度，同时采用 B 样条路径平滑策略，消除转折点，通过增加额外的控制点，对 B 样条曲线进行优化，使优化路径更贴近初始规划的路径。

1 问题描述

1.1 环境模型

为了保障无人机飞行安全并有效规避障碍，二维障碍环境采用规则的矩形，三维环境采用圆柱形、球形和山峰。山峰函数定义如下：

$$z(x, y) = \sum_{i=1}^n h_i \exp \left[- \left(\frac{x - x_{si}}{x_{si}} \right)^2 - \left(\frac{y - y_{si}}{y_{si}} \right)^2 \right] \quad (1)$$

其中， n 表示山峰个数， x_{si} 与 y_{si} 表示第 i 个山峰区域， (x_i, y_i) 表示山峰中心， h_i 控制山峰高度。

1.2 约束模型

1) 最小飞行距离约束

无人机在进行角度机动时，在飞行速度的限制下，需要进行直线飞行的最小距离，设无人机飞行的路径段长度为 $\{L_i \mid i = 1, 2, 3, \dots, n\}$ ，最小路径长度设为 L_{\min} 则最小飞行距离约束定义为：

$$L_i > L_{\min} \quad (2)$$

2) 最大偏航角约束

偏航角约束是为了限制无人机相邻路径段之间的水平偏差角，这种约束确保无人机在飞行过程中的方向变化保持在安全的范围内。偏航角 ϕ_i 是指无人机在水平转弯过程中，无人机的第 i 段路径的水平分向量和第 $i-1$ 段路径的水平分向量的夹角值，设第 i 段路径在水平方面的投影向量为 \mathbf{a}_i ，第 $i-1$ 段水平分向量为 \mathbf{a}_{i-1} ，因此最大偏航角约束可表示为：

$$\phi_i = \arccos \frac{\mathbf{a}_i^T \mathbf{a}_{i-1}}{\|\mathbf{a}_i\| \cdot \|\mathbf{a}_{i-1}\|} \leq \phi_{\max} \quad (3)$$

3) 最大俯仰角约束

最大俯仰角约束是为了调节无人机与水平面的偏差，这个约束对于控制无人机上升和下降以及它的整体飞行姿态至关重要。俯仰角定义为 θ ， (x_i, y_i, z_i) 和 $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$ 为两段相邻的路径段向量，则俯仰角约束可表示为：

$$\theta = \arctan \left(\frac{|z_i - z_{i-1}|}{\sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}} \right) \leq \theta_{\max} \quad (4)$$

4) 航程约束

最大飞行距离约束是为了将无人机的飞行距离限制在指定范围内，无人机的路径长度 D 应该不大于最大航程约束 D_{\max} ，这种约束可表示为：

$$D = \sum_{i=1}^n L_i \leq D_{\max} \quad (5)$$

2 基础 Bi-RRT*

Bi-RRT* 是一种融合双向快速随机树 Bi-RRT (bidirectional rapidly-exploring random tree, Bi-RRT) 与 RRT* 特性的一种算法，Bi-RRT 算法利用其双向搜索机制，有效缩短了 RRT 的搜索时间，提升了搜索效率，RRT* 相较于 RRT 算法的主要优势是优化路径长度，RRT* 算法在每次扩展节点时，以新节点为中心，在一个预定义的邻域内执行重布线和重选父节点策略。重布线操作旨在寻找邻域内更优的路径连接至新节点，而父节点重选则确保每个新节点都连接到通往根节点的最佳路径。Bi-RRT* 算法同

时拥有上述两种算法的优势,面向复杂环境有更好的路径规划能力,具体算法伪代码如算法1所示。

算法1:Bi-RRT*算法伪代码

Input: P_{start}, P_{term}
Output: V

1. $V \leftarrow \{P_{start}, P_{term}\}; E \leftarrow \emptyset; T1 \leftarrow (P_{start}, E); T2 \leftarrow (P_{term}, E);$
2. For $i \leftarrow 1$ to N do
3. $P_{sample} \leftarrow Sample(i)$
4. $P_{nearest} \leftarrow ChoosePnearest(T1, P_{sample});$
5. $P_{new} \leftarrow Extend(P_{sample}, P_{nearest});$
6. $P_{near} \leftarrow ChoosePnear(P_{new}, P_{near}, \|R\|)$
7. $(L_p, L_c) \leftarrow GetSortedList(P_{new}, P_{near}, T1)$
8. $P_{child} \leftarrow ChooseBestChild(L_c)$
9. $P_{parent} \leftarrow ChooseBestParent(L_p)$
10. if $P_{child} \neq \emptyset \parallel P_{parent} \neq \emptyset$ then
11. $T1 \leftarrow Insert(P_{new}, P_{child}, P_{parent}, T1);$
12. $T1 \leftarrow Rewire(P_{new}, L_p, L_c, E);$
13. $P_{conn} \leftarrow ChoosePnear(P_{new}, T2);$
14. if $Connect(P_{new}, P_{conn}, T2)$
15. return $T1, T2 = (V, E)$
16. end if
17. end if
18. $SwapTrees(T1, T2)$
19. end for

如算法1所述,Bi-RRT*从起点 P_{start} 和终点 P_{term} 分别相向生长两棵树,每个节点的代价值和父节点在每棵树中的索引值保存在 E 中,两棵树的节点保存在 V 中(1~2行),随机采样函数 $Sample$ 在整个地图空间采样,通过 $ChoosePnearest$ 函数找到第一棵树 $T1$ 中距离该采样点最近的节点 $P_{nearest}$,然后像RRT一样向采样点进行固定步长的移动得到 P_{new} (3~5行)。 $ChoosePnear$ 函数找寻以该节点为圆心半径为 R 的圆内所有节点 P_{near} , $GetSortedList$ 函数找到圆内所有节点在树 $T1$ 中的位置索引值,以该圆内所有节点分别为新节点 P_{new} 的父节点和子节点。利用 $ChooseBestChild$ 和 $ChooseBestParent$ 函数寻找新节点 P_{new} 的新的子节点 P_{child} 和父节点 P_{parent} (6~9行)。利用函数 $Insert$ 和 $Rewire$ 对树 $T1$ 进行重布线(10~12行), $ChoosePnear$ 函数找到 $T2$ 中距离 P_{new} 最近的点 P_{conn} ,如果树 $T2$ 和 $T1$ 达到连接条件 $Connect$,算法运行结束直接返回 V (13~15行),否则将会转换 $T1$ 与 $T2$ 的位置继续利用相同的拓展方式拓展第二棵树,一直循环下去直到满足连接条件再返回找到的路径 V (16~19行)。

双向RRT*的具体拓展如图1所示,实线和虚线分别代表树 $T1$ 和 $T2$ 的搜寻路径的过程,两个树交替拓展,直

到满足连接条件两棵树才会相连,算法的路径搜索结束。

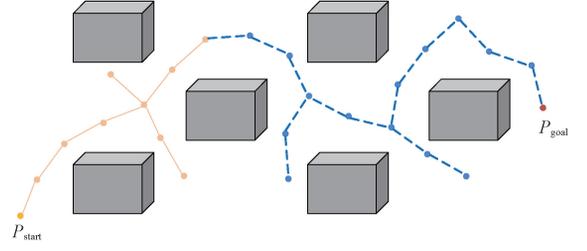


图1 双向RRT*算法拓展图

Fig. 1 Expansion diagram of bidirectional RRT* algorithm

3 改进Bi-RRT*

3.1 采样偏向策略

Bi-RRT*算法在整个地图中随机采样,导致随机性过大和缺乏对目标的方向性,这种随机性导致树节点拓展十分低效。为了解决该算法中随机采样的局限性,本文引入一种概率引导采样策略,在随机采样点 P_{rand} 的基础上生成一个偏向目标的采样点 P'_{rand} ,同时为了解决引导偏向过程中 P_{rand} 因固定步长造成的偏向目标点效率低的问题,提出一个基于概率选择的动态采样步长 τ 。

$$sample = \begin{cases} P'_{rand}, & r < 0.5 \\ sample, & r \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

$$P'_{rand} = P_{rand} + \tau \cdot \frac{P_{goal} - P_{rand}}{\|P_{goal} - P_{rand}\|} \quad (7)$$

$$\tau = (1 - \frac{\|P_{goal} - P_{rand}\|}{\|P_{goal} - P_{init}\|}) \cdot \|P_{goal} - P_{rand}\| \quad (8)$$

τ 的选择基于以下两种目标:一是在初始采样节点距离目标较远时,采用较小的步长,以增加避障的机率;二是当采样点距离目标较近时,采用较大的步长以加快搜索效率,步长会根据随机采样点与目标之间的距离动态调整,避免因过大的步长造成节点超过地图边界造成路径规划失败。

如图2所示, P_{rand} 是生成的均匀随机采样点,该随机采样点远离目标点,由这个随机点生成的新节点也将会远离目标点,造成采样效率过低,而本文的图3采用偏向采样策略, P_{rand} 通过动态偏向步长使采样点动态地位移到点 P'_{rand} ,使得生成的随机采样点可以概率性地偏向目标点。通过这种概率采样偏向目标方法,再结合随机采样,避免搜寻结果陷入局部最小值,同时又减少了采样节点数和运行时间,加快了算法的搜索速度。

3.2 自适应步长融合策略

基础的Bi-RRT*算法采用固定步长拓展节点,固定步长缺乏对不同环境的适应性,在障碍物密度高的区域,较大的步长可能会由于更高的碰撞概率而降低路径扩展的成功率。在障碍物较少的区域,较小的步长可能会导致不必要

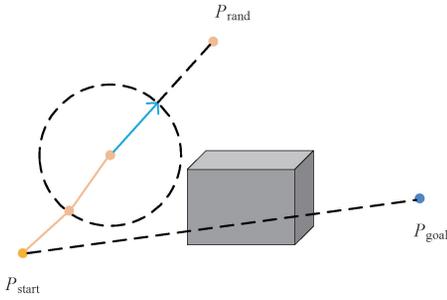


图 2 随机采样示意图

Fig. 2 Schematic diagram of random sampling

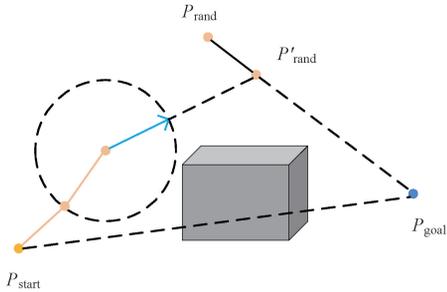


图 3 目标偏向采样示意图

Fig. 3 Schematic diagram of goal-biased sampling

地延长搜索过程,从而导致计算资源的浪费。此外,固定步长还会影响生成路径的质量,产生较为曲折的初始路径段。因此,本文提出一种基于角度选择和节点周围环境参数相结合的自适应步长策略,该算法同时利用了采样点偏向目标点的角度 λ 和待拓展节点周围障碍物数量 n 为变步长参数,通过该方法,能够动态调整搜索步长,有效优化路径规划过程中的搜索效率,从而提升算法的整体性能。

如图 4 所示,根据采样点、目标点和最近节点之间的角度选择步长,具体公式如下:

$$\begin{cases} D_1 = Q_{rand} - Q_{nearest} \\ D_2 = Q_{goal} - Q_{nearest} \end{cases} \quad (9)$$

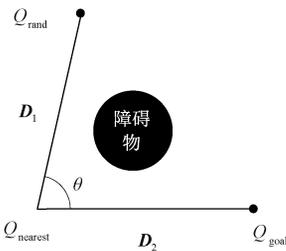


图 4 角度选择示意图

Fig. 4 Schematic diagram of angle selection

角度表达式定义如下:

$$\theta = \left| \arccos\left(\frac{D_1 \cdot D_2}{|D_1| \cdot |D_2|}\right) \right| \quad (10)$$

根据角度选择确定的步长 S_1 定义如下:

$$S_1 = \begin{cases} S_{int} \cdot \gamma, \theta \in \left(\frac{\pi}{2}, \pi\right] \\ S_{int} \cdot (K_0 - \gamma), \theta \in \left[0, \frac{\pi}{2}\right] \end{cases} \quad (11)$$

当角度 $0 < \theta \leq \pi/2$ 时,随机采样点的拓展方向偏向目标点,此时向随机点拓展节点更高效,采用基于初始步长 S_{int} 的变步长 S_1 从邻近节点向采样点拓展,当角度值 $\pi/2 < \theta \leq \pi$ 时,随机点的拓展方向远离目标点,此时引入一个随机变量 $\gamma \in [0, 1]$ 作为步长缩小系数,避免其过度偏离目标方向。

为了更好地适应复杂环境并提升算法在复杂环境下的搜索能力,本文提出了一种基于节点固定邻域内障碍物数量 n 选择步长 S_2 的方法,具体公式如下:

$$S_2 = \frac{3S_{int}}{e^{\frac{n}{1+2^n}}} \quad (12)$$

通过 S_1 和 S_2 的融合得到最终步长 S ,具体公式如下:

$$\begin{cases} S = W_1 \cdot S_1 + W_2 \cdot S_2 \\ W_1 + W_2 = 1 \end{cases} \quad (13)$$

3.3 双向剪枝策略

基础的 Bi-RRT* 算法,在生成新节点的过程中进行重选父节点和子节点策略进行路径优化,使获得的路径质量相比 RRT* 更高。虽然 RRT* 能够对路径进行优化,但在无人机复杂环境的路径规划中仍然存在路径点过多和路径长度过长的问题,虽然这些冗余节点可能不会显著影响路径的整体形状和方向,但它们会增加路径长度和复杂性,导致路径平滑度降低。为了解决这些问题,FB-RRT* 算法引入双向节点裁剪策略,如图 5 所示,图中路径为 FB-RRT* 的两棵树搜索到从起点 P_{start} 到终点 P_{goal} 的初始路径,由于搜索树中的节点数量过多,导致初始路径表现出较高的弯曲程度,不利于无人机的平滑飞行。本文引入的双向节点裁剪策略利用节点迭代搜索剪枝方法以进一步优化路径。

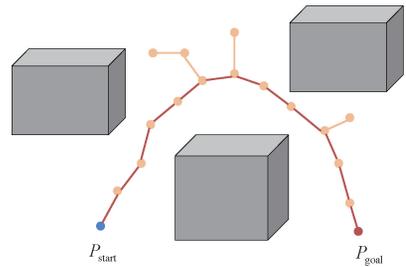


图 5 剪枝前的路径

Fig. 5 The path before pruning

P_{start} 为起点, P_{goal} 为终点,每次迭代从当前的节点直接与终点连接,利用碰撞检测函数检测两点之间有没有障碍物,如果没有障碍物,则直接连接,如果有障碍物依次从终点向前迭代,直至满足无碰撞条件,当进行到裁剪路径的终点和原路径终点重合,迭代结束,如图 6 所示,虚线为初始路径,实线表示满足碰撞条件的重连,点画线表示不满足

碰撞条件,放弃此次连接,最终所有的实线相连就是运用此策略优化的最终路径。

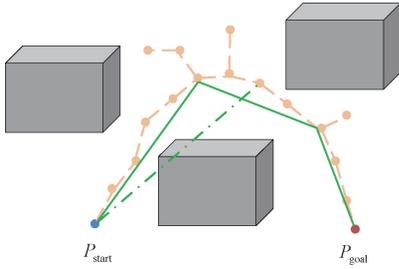


图6 剪枝后的路径

Fig. 6 Path after pruning

3.4 路径平滑策略

Bi-RRT*算法的节点间存在曲折的路径段,这些路径段曲率突变过大,既不符合无人机的运动特性,也不符合无人机实际飞行要求。因此,本文在获得初始路径点后,引入B样条平滑处理,获得满足无人机飞行限制的平滑路径点。

B样条平滑本质上是一种利用插值方法的路径平滑策略,它可以很好地解决路径点突变的情况,并且具有局部控制特性。B样条函数主要由控制点、基函数和节点向量构成,进行平滑的过程中,控制点决定了原始路径点平滑后的形状,基函数为每一个控制点分配相应的权重,节点向量决定了控制点之间的状态,使得各个部分有所影响,但每个部分又相互独立。因此,通过控制点和其相对应的基函数,就决定了拟合后的曲线形状。B样条曲线定义如下:

$$B(t) = \sum_{i=0}^n B_{i,k}(t) P_i \quad (14)$$

式中: P_i 为第 i 个控制点 ($i=0, 1, 2, 3, \dots, n$), 共 $n+1$ 个控制点, $B_{i,k}$ 为第 i 个 k 阶 B 样条基函数, 它作为第 i 个控制点相对应的系数函数, B 样条基函数的递推公式如下:

$$\begin{cases} B_{i,0} = \begin{cases} 1, & t_i < t < t_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \\ B_{i,k} = \frac{t-t_i}{t_{i+k}-t_i} B_{i,k-1}(t) + \frac{t_{i+k+1}-t}{t_{i+k+1}-t_{i+1}} B_{i+1,k-1}(t) \\ \text{定义 } \frac{0}{0} = 0 \end{cases} \quad (15)$$

三次 B 样条具有二阶导连续的优点,对控制点具有良好的拟合效果,能够实现在路径点之间的平滑过渡和局部调整,拟合后的点能够保证路径的连续,更适合无人机实际飞行的动力学限制,故本文采用三次 B 样条。由于路径裁剪后的路径点之间可能出现因距离过大而出现拟合的路径曲率过大,偏移原始路径过多的问题。本文通过设定两点之间的距离 D , 如果 $D > K_1$, 则在两个路径点的中点添加一个新的控制点,添加控制点后拟合的路径更逼近原始路径点。如图 7 所示,实线为 FB-RRT* 规划的初始路径,虚线为采用均匀 B 样条拟合的路径,点画线为采用添加控制

点后拟合的路径,添加控制点得到的路径比原始 B 样条拟合的路径曲率更接近原始的路径,具有更好的拟合效果,特别是在障碍物密集的区域,采用添加控制点的方法可以提高避障效率,从而减少算法运行时间。

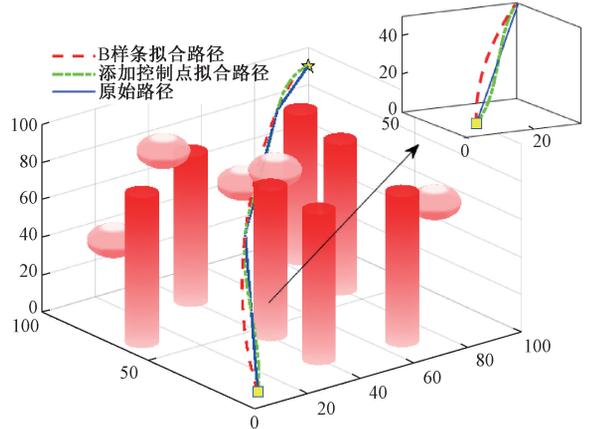


图7 添加控制点优化示意图

Fig. 7 Schematic diagram of optimization by adding control points

4 仿真与验证

为了验证改进算法的有效性,将本文改进算法 FB-RRT* 与 RRT、RRT*、以及加入 B 样条平滑的双向 RRT* (b-spline bidirectional RRT*, B-RRT*) 算法进行对比。实验设计一组二维环境和两组三维环境,通过路径长度、算法运行时间、失败采样个数和节点数量 4 种指标来比较各个算法的性能。实验场景在 Matlab2023a 中搭建,CPU 为 Intel i5-10300 2Gz。

4.1 二维测试环境

本文在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的二维测试环境中评估路径规划算法,由于二维测试环境的可行区域过于狭窄,规划的路径点必须通过特定的区域才能规划出有效的路径,故二维环境仅对比算法的避障脱困能力。路径的起点(红色正方形)位置为 $(5 \text{ m}, 5 \text{ m})$, 终点位置(黄色三角形)为 $(95 \text{ m}, 95 \text{ m})$, 矩形障碍物的大小为 $6 \text{ m} \times 10 \text{ m}$, 集中在 $x=20$ 、 $x=45$ 和 $x=70$ 三条垂直线上,坐标 $(20, 20)$ 、 $(45, 60)$ 和 $(70, 20)$ 上的障碍物大小为 $6 \text{ m} \times 5 \text{ m}$, 坐标 $(76, 50)$ 上的矩形尺寸为 $15 \text{ m} \times 6 \text{ m}$, 障碍物密度定义为黑色矩形与总面积的比值,该障碍物环境的密度为 0.18。步长 $S=2 \text{ m}$, $W_1=W_2=0.5$, $K_0=3$, 限制距离 $K_1=5 \text{ m}$, 除算法本身的特定程序外,其余部分均采用相同的程序模块,以保证实验结果的有效性。本文参考了施成龙等^[20]的实验方法,该文献与本文同样研究无人机路径规划算法的性能,并且实验场景同样为三维和二维环境,因此本文的实验次数与该文献相同,也选择 50 次。每个算法实验指标的平均结果在表 1 中进行汇总,实验可视图如图 8 所示。

如图 8 (a-d) 所示,最终的规划路径用蓝色的粗实线表示,RRT、RRT* 和 B-RRT* 算法由于采样的盲目性,产

表 1 二维环境算法数据对比

Table 1 Comparison of algorithm data in 2D environment

算法	平均运行 时间/s	平均路径 长度/m	平均节点 个数	平均失败 采样次数
FB-RRT*	1.77	220.8	353	1 944
B-RRT*	2.89	221.7	897	5 022
RRT*	15.90	212.0	2 298	6 676
RRT	5.48	267.4	1 932	5 304

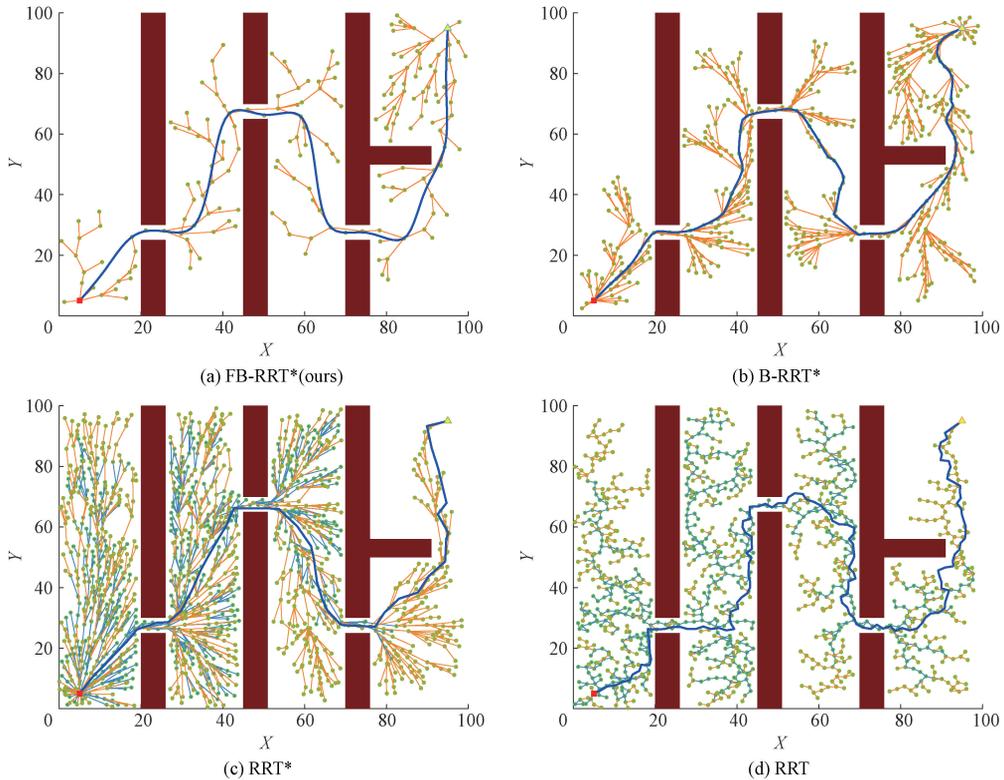


图 8 二维环境仿真实验图

Fig. 8 Simulation experiment diagram of 2D environment

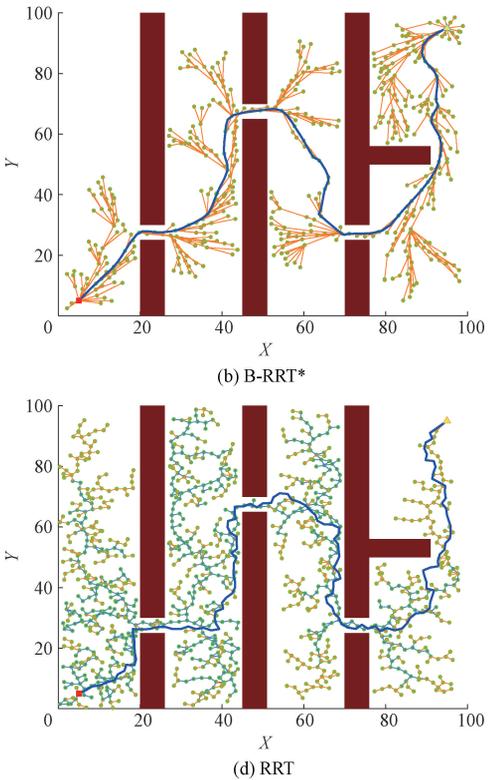
于 B-RRT*、RRT* 和 RRT 算法分别提升 60.6%、84.6% 和 81.7%，在失败采样个数上，分别提升 61.3%、70.9% 和 63.3%，表明其在探索过程中更少陷入无效区域，能够减少冗余搜索，提升避障的稳定性。在平均路径长度上，由于狭窄区域限制，FB-RRT* 和 B-RRT* 几乎相同，RRT* 平均路径长度最短，RRT 平均路径长度最长，该结果进一步表明 FB-RRT* 算法兼顾高效避障和路径经济性。

为了更直观展示狭窄二维环境下 4 种算法规划路径的质量情况，对实验中的最重要的两个指标规划时间和路径长度进行分析。如图 9 和图 10 所示，在每次实验中，FB-RRT* 算法的规划时间波动相对于 B-RRT*、RRT* 和 RRT 算法较小，其通过狭窄区域的耗时更稳定，表明所提的改进策略对避障场景的适应性，且具有较好的时间稳定性。而 RRT* 算法不仅在规划速度方面表现最差，而且规

划时间的变化范围也最大，表明其时间鲁棒性最差。FB-RRT* 算法的路径长度波动与 RRT* 相似，都小于其余两种算法，表明改进的算法 FB-RRT* 在每次实验中规划能力相对稳定。在 50 次实验中，FB-RRT* 在性能指标的波动性方面更具有优势，表现出更为一致的结果。

综合上述分析，改进算法 FB-RRT* 在二维狭窄环境中能通过更稳定的性能表现确保避障的可靠性，从而验证了该算法的针对性优化效果。

分析表 1 的数据可知，在二维环境中，本文的改进算法 FB-RRT* 平均运行时间最短，与 B-RRT*、RRT* 和 RRT 算法相比，FB-RRT* 的平均运行时间分别缩短了 38.8%、88.9% 和 67.7%，说明其在狭窄区域的路径搜索速度更快，能更快速响应避障需求。在节点个数上 FB-RRT* 相



生大量冗余的路径段，这些冗余的路径段不仅会导致算法运算时间过长而且反映出算法避障的低效率。本文改进的 FB-RRT* 算法比其余三种算法搜索路径点的个数更少，表明改进算法的避障效率更高。

划时间的变化范围也最大，表明其时间鲁棒性最差。FB-RRT* 算法的路径长度波动与 RRT* 相似，都小于其余两种算法，表明改进的算法 FB-RRT* 在每次实验中规划能力相对稳定。在 50 次实验中，FB-RRT* 在性能指标的波动性方面更具有优势，表现出更为一致的结果。

4.2 简单三维环境

在三维仿真中，搭建一个包含 5 个球体和 7 个圆柱的三维简单环境进行仿真，地图尺寸为 100 m × 100 m × 100 m，起点（红色正方形）位置为 (5 m, 5 m, 5 m)，终点（黄色三角形）位置为 (95 m, 95 m, 90 m)，简单三维环境选择 7 个尺寸为 5 m × 80 m 的圆柱和 5 个半径为 8 m 的

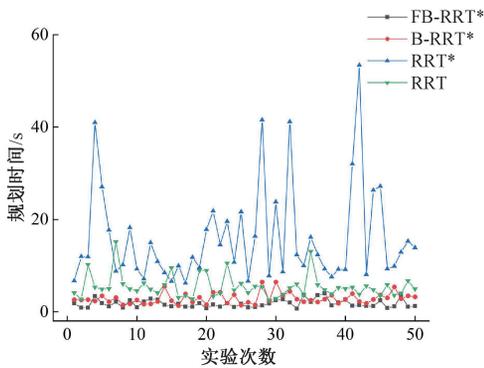


图9 二维环境4种算法规划时间

Fig. 9 Planning time of the four algorithms in 2D environment

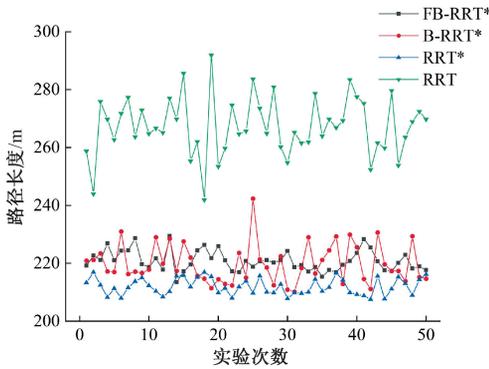


图10 二维环境4种算法路径长度

Fig. 10 Path lengths of the four algorithms in 2D environment

球体,障碍物的固定坐标信息如表2所示,障碍物密度定义为障碍体积与环境总体积之比,本环境的障碍物密度为0.0547。无人机的最大俯仰角为 45° ,最大偏航角为 70° ,最小飞行距离 $L_{\min}=2\text{ m}$,最大航程 $D_{\max}=230\text{ m}$,拓展步长 $S=4\text{ m}$, $K_1=35\text{ m}$,其余参数与二维环境设置参数相同,实验次数为50次,测试指标同二维环境,对比算法为RRT、RRT*以及加入B样条优化的B-RRT*算法。

由图11和表3可知,在简单三维环境下,FB-RRT*采用的高效改进策略,使其算法相比其余3种算法更具有优势。具体表现在,FB-RRT*在运行时间上相比B-RRT*、

表2 简单三维环境障碍物坐标信息

Table 2 Coordinate information of obstacles in simple 3D environment

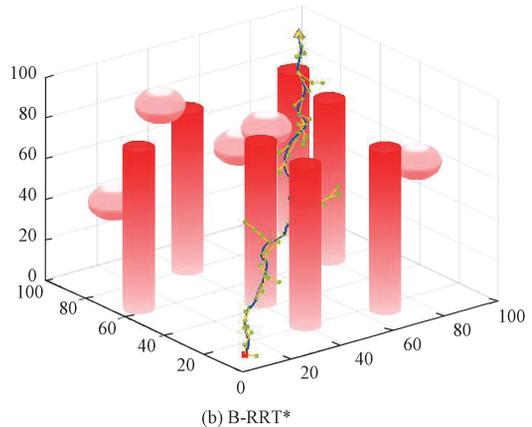
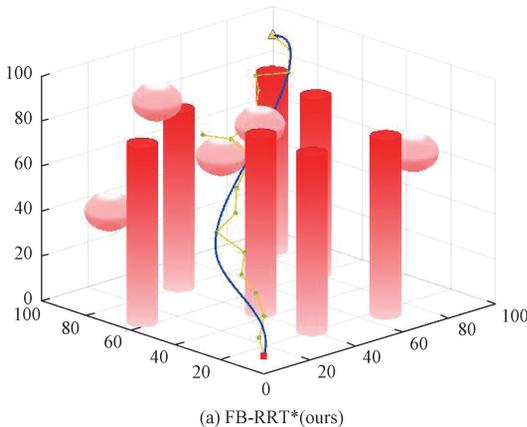
障碍物类型	中心坐标
圆柱	(41, 44)
	(8, 63)
	(86, 86)
	(68, 16)
	(40, 20)
	(80, 60)
	(40, 80)
	(67, 89, 47)
	(54, 58, 75)
球	(81, 17, 68)
	(15, 85, 40)
	(24, 73, 90)

RRT*和RRT算法分别提高了75%、98.1%和98.4%,在路径长度上分别提高了18.5%、14.4%和23.3%,与B-RRT*相比,改进算法的平均节点个数降低了71.4%,平均失败采样次数上降低了55%,相较于RRT*和RRT算法,改进效果则更为显著。

图12和图13表明在三维简单环境的50次实验中,由于FB-RRT*引入目标偏向和节点裁剪策略,导致FB-RRT*算法在规划时间和路径长度上相较于B-RRT*、RRT*和RRT三种算法都有提升,并且相对波动性较小,表明FB-RRT*的算法稳定性在4种算法中最好。综合上述分析可知,在三维简单环境下,FB-RRT*算法相较于B-RRT*、RRT*和RRT三种算法具备高效性和稳定性。

4.3 复杂三维环境

复杂三维环境地图尺寸为 $100\text{ m}\times 100\text{ m}\times 100\text{ m}$,起点位置(红色正方形)为(5 m, 5 m, 5 m),终点位置(黄色三角形)为(95 m, 95 m, 90 m),步长 $S=4\text{ m}$,其余参数同三维简单环境的参数一致。障碍物的球体信息如表2所示,9个圆柱坐标信息如表4所示,5个半径为8 m的球体



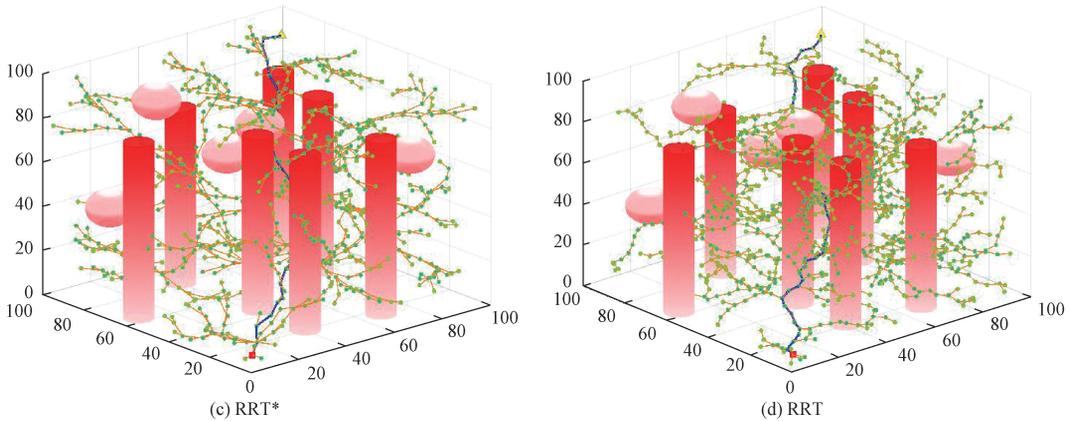


图 11 三维简单环境仿真实验图

Fig. 11 Simulation experiment diagram of simple 3D environment

表 3 简单三维环境算法数据对比

Table 3 Comparison of algorithm data in simple 3D environment

算法	平均运行时间/s	平均路径长度/m	平均节点个数	平均失败采样次数
FB-RRT*	0.12	162.9	36	18
B-RRT*	0.49	199.9	126	40
RRT*	6.46	190.2	1 096	6 068
RRT	7.56	212.4	1 179	4 889

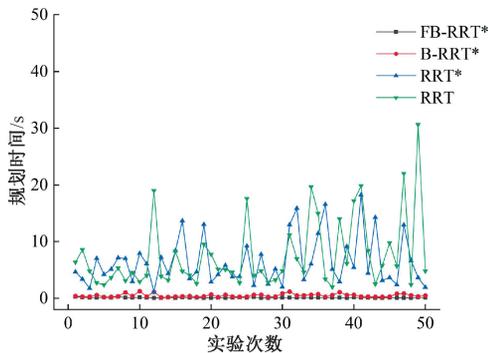


图 12 三维简单环境 4 种算法规划时间

Fig. 12 Planning time of the four algorithms in 3D simple environment

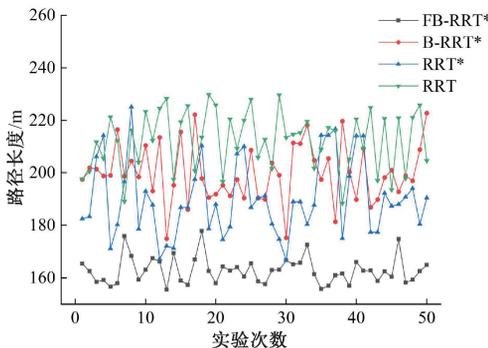


图 13 三维简单环境 4 种算法路径长度

Fig. 13 Path lengths of the four algorithms in 3D simple environment

以及定义随机种子数为 3 的山峰函数,障碍物密度约为 18%。对比算法相比简单三维环境加入了一个具有概率偏向的 P-RRT* 变体算法。仿真实验次数同样为 50 次,算法在复杂三维环境下的仿真结果如图 14 所示,4 类指标的平均参数如表 5 所示。

表 4 复杂三维环境障碍物坐标信息

Table 4 Coordinate information of obstacles in complex 3D environment

障碍物类型	中心坐标
圆柱	(41, 44)
	(8, 63)
	(86, 86)
	(68, 16)
	(63, 41)
	(34, 12)
	(90, 33)
	(31, 53)
(55, 76)	

如图 14 和表 5 所示,本文算法 FB-RRT* 采用的优化策略在复杂的三维环境中,路径转折更小,生成路径的节点数更少,相较于其余 3 种算法生成的路径更平滑和高效。本文算法的运行时间相比 B-RRT*、P-RRT* 和 RRT 算法分别减少 60.2%、88.2% 和 94.9%。平均路径长度减少 16.7%、14.8% 和 24.4%,平均节点个数和失败采样个数则有显著提升。

由图 15 和图 16 所示,由于对无人机加入了各种限制,导致 P-RRT* 和 RRT 算法的规划能力相对于 FB-RRT* 显著下降,P-RRT* 和 B-RRT* 都是在基础算法上的改进变体,在某几次实验中能够很好地优化规划时间和路径长度,但指标波动性过大,表明在大多数实验下路径段过于曲折,路径平滑度较差。虽然 FB-RRT* 算法代码复杂度

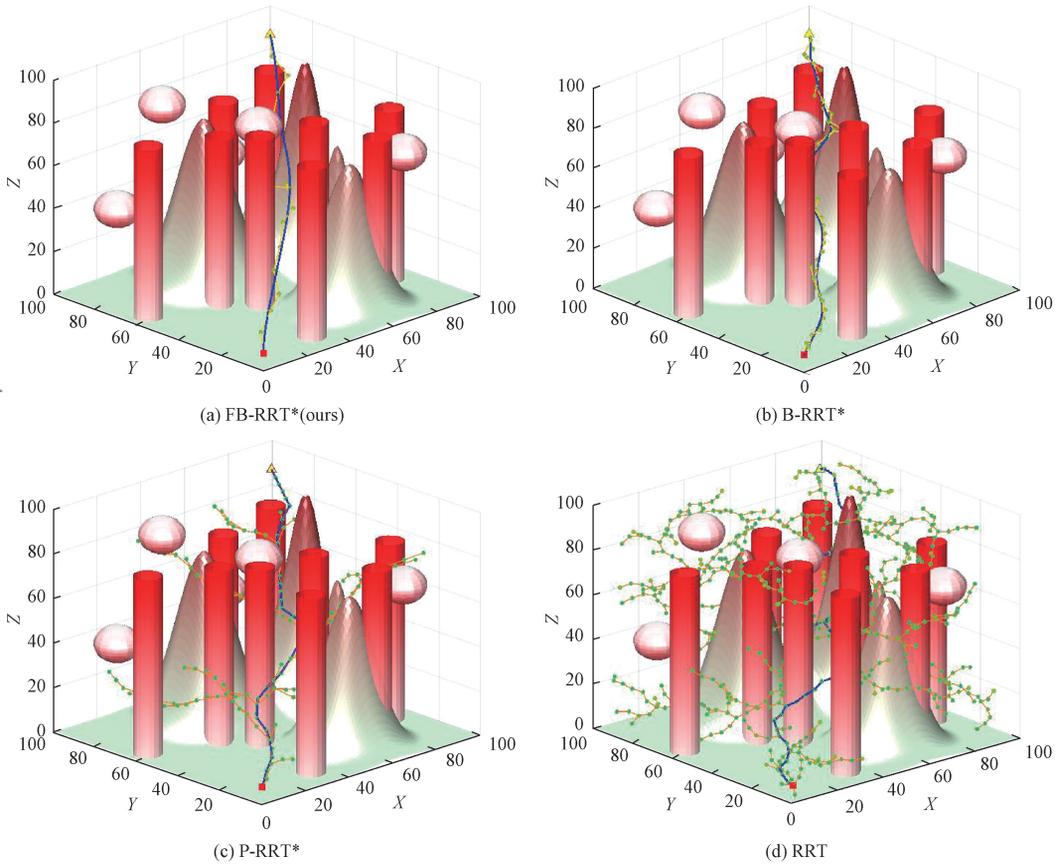


图 14 复杂三维环境仿真实验图

Fig. 14 Simulation experiment diagram of complex 3D environment

表 5 复杂三维环境算法数据对比

Table 5 Comparison of algorithm data in complex 3D environments

算法	平均运行时间/s	平均路径长度/m	平均节点个数	平均失败采样次数
FB-RRT*	1.68	158.3	32	64
B-RRT*	4.22	190.1	105	515
P-RRT*	14.27	185.7	303	2 260
RRT	33.49	209.4	1 632	8 180

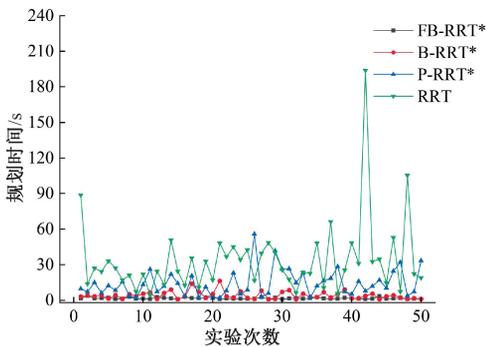


图 15 三维复杂环境 4 种算法规划时间

Fig. 15 Planning time of the four algorithms in 3D complex environment

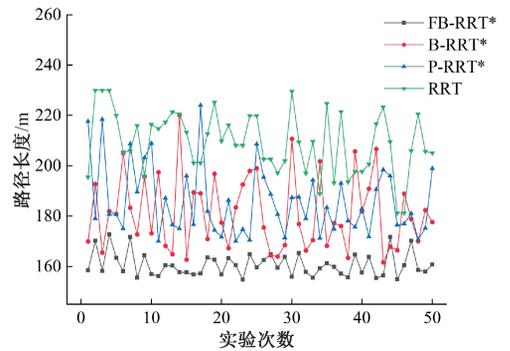


图 16 三维复杂环境 4 种算法路径长度

Fig. 16 Path lengths of the four algorithms in 3D complex environment

较高,但采取的目标偏向策略、节点裁剪策略,特别是添加控制点的 B 样条改进策略,让 FB-RRT* 算法面对三维复杂环境时兼具平滑性和高效性。

5 结 论

为了提升双向 RRT* 算法在复杂环境下的规划效率,本文提出一种改进双向 RRT* 算法,引入 3 种策略:一是采用自适应目标偏向采样策略;二是融合角度和障碍物环境

参数的自适应步长策略;三是利用双向裁剪策略优化路径长度,并提出增加控制点的 B 样条拟合策略,消除路径转折折点,实现无人机高效的三维路径规划。通过不同环境的实验表明,本文所提算法在不同维度和不同复杂度的环境下,运行时间和路径长度均得到有效缩短,尤其在复杂环境下相比 B-RRT* 算法,平均运行时间缩短了 60.2%,平均路径长度缩短了 16.7%,综合分析在不同环境下的各项性能指标,最终验证了所改进算法的优越性和普适性。

参考文献

- [1] CHEN CH B, CHEN S F, HU G SH, et al. An auto-landing strategy based on pan-tilt based visual servoing for unmanned aerial vehicle in GNSS-denied environments[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021, 116: 106891.
- [2] VACCA G, VECCHI E. UAV photogrammetric surveys for tree height estimation[J]. *Drones*, 2024, 8(3): 106.
- [3] ZHANG CH, TAO CH Y, XU Y L, et al. Autonomous defense of unmanned aerial vehicles against missile attacks using a GRU-based PPO algorithm[J]. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 2024, 25(3): 1034-1049.
- [4] 严超, 张泽旭, 袁帅, 等. GNSS 拒止下面向目标监视的多无人机定位与控制方法[J]. *宇航学报*, 2023, 44(10): 1534-1543.
YAN CH, ZHANG Z X, YUAN SH, et al. Multi-UAV localization and control method for target surveillance with GNSS denied [J]. *Journal of Astronautics*, 2023, 44(10): 1534-1543.
- [5] TANG P, LI J Y, SUN H Q. A review of electric UAV visual detection and navigation technologies for emergency rescue missions[J]. *Sustainability*, 2024, 16(5): 2105.
- [6] GUO Y C, LIU X X, LIU X H, et al. FC-RRT* : An improved path planning algorithm for UAV in 3D complex environment[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2022, 11(2): 112.
- [7] 王慧敏, 陈坤, 何丽, 等. 融合改进 A* 算法和人工势场法的机器鱼路径规划[J]. *电子测量技术*, 2025, 48(13): 58-72.
WANG H T, CHEN K, HE L, et al. Path planning of robotic fish by combining improved A* algorithm and artificial potential field method [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2025, 48(13): 58-72.
- [8] DENG Z C, WU F H, XU Y, et al. Energy minimization for radio map-based UAV pickup and delivery logistics system [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(11): 17893-17898.
- [9] 孙岩霆, 王荣杰, 蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(1): 301-310.
SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning of surface ship by combining A* and dynamic window algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(1): 301-310.
- [10] 孙哲, 谢雨轩, 袁凯, 等. 自适应扰动 PSO 算法的城域低空物资配送路径规划[J/OL]. *小型微型计算机系统*, 2025, 1-10[2025-03-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.tp.20250213.1810.026.html>.
- [11] SUN ZH, XIE Y X, YUAN K, et al. Urban low-altitudematerial distribution route planning based on self-adaptive disturbance particle swarm optimization Algorithm[J/OL]. *Chinese Computer System*, 2025, 1-10[2025-03-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.tp.20250213.1810.026.html>.
- [12] XU H, NIU Z J, JIANG B, et al. ERRT-GA: Expert genetic algorithm with rapidly exploring random tree initialization for Multi-UAV path planning [J]. *Drones*, 2024, 8(8): 367.
- [13] CHEN Y Q, YU Q ZH, HAN D, et al. UAV path planning: Integration of grey wolf algorithm and artificial potential field [J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2024, 36(15): e8120.
- [14] KHUAT T H, BUI D N, NGUYEN H T T, et al. Multi-goal rapidly exploring random tree with safety and dynamic constraints for UAV cooperative path planning [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(9): 13446-13457.
- [15] CAO M L, MAO H W, TANG X H, et al. A novel RRT*—Connect algorithm for path planning on robotic arm collision avoidance[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1): 2836.
- [16] 张海阔, 孟秀云. 基于改进 RRT* 算法的无人机在线航迹规划[J]. *系统工程与电子技术*, 2024, 46(12): 4157-4164.
ZHANG H K, MENG X Y. UAV online trajectory planning based on improved RRT* algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2024, 46(12): 4157-4164.
- [17] 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. Unmanned aerial vehicle path planning algorithm based on

- improved Informed RRT in complex environment[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(4): 511-524.
- [17] LI N, HAN S I. Adaptive bi-directional RRT algorithm for three-dimensional path planning of unmanned aerial vehicles in complex environments[J]. IEEE Access, 2025, 13: 23748-23767.
- [18] HUANG T, FAN K G, SUN W. Density gradient-RRT: An improved rapidly exploring random tree algorithm for UAV path planning[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 252: 124121.
- [19] GE L, PHANG S K, SARIFF N. DPF-Bi-RRT*: An improved path planning algorithm for complex 3D environments with adaptive sampling and dual potential field strategy[J]. IEEE Access, 2025, 13: 35958-35972.
- [20] 施成龙, 行鸿彦, 王水璋, 等. 融合三步平滑与改进RRT算法的无人机路径规划[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 43-49.
- SHI CH L, XING H Y, WANG SH ZH, et al. UAV path planning combing three-step smoothing and improved RRT algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 43-49.

作者简介

房铁心, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机路径规划。

E-mail: 729676817@qq.com

李新凯(通信作者), 博士, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向为以无人机为主体的控制理论、智能集群系统等。

E-mail: lxk@xju.edu.cn

孟月, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为虚拟电厂分布式资源聚合优化方法、弹性电力系统等。

E-mail: my@xju.edu.cn

张宏立, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非线性系统控制, 机器学习等。

E-mail: 1606829274@qq.com