

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.029

基于动态自适应采样与局部优化的改进 RRT 算法

李瑶¹, 周刚², 李捍东²

(1. 国网四川省电力公司 天府新区供电公司, 四川 成都 610213; 2. 贵州大学 电气工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要:针对传统 RRT 算法在高维空间和复杂环境中收敛速度慢、采样效率低等问题,提出一种基于动态自适应采样与局部优化的改进算法(DA-RRT)。该算法根据区域重要性评估结果和环境信息来调整采样密度,优先在狭窄通道进行密集采样。DA-RRT 引入局部优化机制来进一步优化路径质量,采用多树并行生长来加速路径搜索与优化过程。实验结果表明:DA-RRT 算法相较于传统 RRT 算法,其路径代价、运行时间、节点数以及迭代次数均分别减少了 22.0%、92.1%、43.7% 以及 94.5%。该算法的优势也在机械臂路径规划中得到验证。

关键词:RRT 算法; 动态自适应; 多树并行; 局部优化

中图分类号:TP241 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)04-0159-06

An Improved RRT Algorithm Based on Dynamic Adaptive Sampling and Local Optimization

LI Yao¹, ZHOU Gang², LI Handong²

(1. Tianfu New Area Power Supply Company, State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610213, China;

2. School of Electrical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Concerning the slow convergence and low sampling efficiency of the traditional RRT algorithm in high-dimensional spaces and complex environments, this paper proposes an improved algorithm based on dynamic adaptive sampling and local optimization (DA-RRT), which adjusts the sampling density based on regional importance evaluation and environmental information and prioritizes dense sampling in narrow passages. DA-RRT is introduced into a local optimization mechanism further enhancing path quality. Multi-tree parallel growth is employed to accelerate the path search and optimization process. Experiments demonstrate that the improved DA-RRT algorithm, compared to the traditional RRT one, reduces path cost, runtime, number of nodes and iteration count by 22.0%, 92.1%, 43.7%, and 94.5% respectively, and its advantages have been verified in robotic arm path planning.

Keywords: RRT algorithm; dynamic adaptive; multi-tree parallel; local optimization

0 引言

RRT(快速扩展随机树)及其改进版本因其其在高维空间中的高效性和渐进最优性而被广泛应用^[1-3]。然而,传统 RRT 算法在复杂环境中存在收敛速度慢、采样效率低以及路径质量不高等问题^[4-6]。特别是在狭窄通道、高维空间或动态环境中,RRT* 的均匀随机采样策略可能导致大量无效采样^[7-9]。

近年来,针对 RRT 算法的改进研究取得了显著进展。例如,魏武等^[10]改进的 RRT 保证了路径的渐近最优性,但在高维空间中其计算复杂度较高^[11]。为提高采样效率,一部分人提出了基于

启发式采样^[12]、目标偏置采样^[13]以及自适应采样策略^[14]的改进方法。此外,利用局部优化如路径平滑以及动态步长调整^[15]来提高路径质量。针对传统 A* 算法搜索慢、节点多以及路径质量差等缺点,将改进的 A* 算法和动态窗口算法进行融合,使得在全局路径下的轨迹更加平滑。郭辉等^[16]提出了一种改进的 RRT-Connect 算法,该算法能够使机械臂适应更复杂的环境。一种新的算法(CP-QRRT*)能够解决传统 RRT 算法存在未满足的关节角度约束^[17]。付靖凯等^[18]提出的降维预实验预设分段式插值的改进 RRT 算法能够优化轨迹的收敛时间。融合 Sobol 序列采样策略、人工势场方法以及路径优化处理策略的改进

基金项目:国家自然科学基金项目(61663005)

第一作者简介:李瑶(1993—),女,贵州遵义人,工程师,硕士,研究方向为自动化控制、电气工程及其自动化,342707210@qq.com。

RRT* 算法相比传统算法有明显的优势。LIANG 等^[19]提出了 AGP-RRT* 算法,该算法采用了自适应偏置概率采样策略和引力可调步长策略来进行动态采样和步长调整。秦鹏博等^[20]提出的改进蝴蝶搜索算法能够增强收敛速度和精度。李丁等^[21]在传统 RRT* 算法上加入了目标偏置函数和双向扩展机制,提高了目标点采样概率和扩展速度。结合人工势场法和动态步长调整来对传统 RRT 算法进行了改进。在传统 RRT 算法上引入了双向搜索树和人工势场法,加快了其搜索速度。因此,本文提出一种 DA-RRT 算法,使机械臂能够适应更复杂的环境。

1 路径规划算法

1.1 传统 RRT 算法

RRT 算法是一种基于采样的路径规划算法。传统 RRT 算法流程首先是初始化以起点为根节点的树;然后在空间中进行随机采样,找到采样点与树节点最近的点,最近节点向采样点处扩展;再检测新生成的节点与障碍物是否碰撞,无碰撞就将新节点加入树中;最后,当新节点接近目标点或达到最大迭代次数时,算法终止并返回路径。RRT 算法的优势在于其能够快速搜索高维空间,且对环境的先验知识要求较低。然而,传统 RRT 算法也存在一些局限性,如路径质量差、收敛速度慢以及对狭窄通道敏感等。

1.2 改进算法

1) 动态自适应采样策略

传统 RRT 算法采用的是均匀采样策略,会出现节点扩展缓慢、采样不均匀以及路径代价大等缺点,尤其是在狭窄通道和复杂环境中。本文的 DA-RRT 算法引入了动态自适应算法。

a) 区域重要性评估

区域重要性评估是根据当前树的结构和环境信息,评估不同区域的重要性。例如,狭窄通道或障碍物附近的区域被赋予更高的采样概率。通过动态调整采样概率,能够使算法适应不同的复杂环境。归一化处理后,当前树的环境复杂度求解公式为

$$e = \frac{\sum_{i=1}^n C_i}{nm} \quad (1)$$

式中: e 表示当前树结构下的环境复杂度; C_i 表示当前树结构下第 i 个节点周围的障碍物数量; n 是

当前树结构下的节点数之和; m 是环境中所有障碍物数量总和。

区域重要性评估过程为:首先得到当前树结构的所有节点数据,计算每一个节点周围的障碍物数量;然后将所有节点的障碍物数量进行累加,得到累加复杂度;最后将所得数据进行归一化处理得到 0~1 之间的采样概率。

b) 自适应采样密度

自适应采样是根据环境复杂度来进行判断的,在重要区域增加采样密度,而在空旷区域减少采样密度,从而提高采样效率。不同采样区域的采样点函数为

$$\begin{cases} \mathbf{D} = \mathbf{D}_r + \text{rand}(1,3) \times \mathbf{D}_h & p \leq q \\ \mathbf{F} = \mathbf{F}_b + \text{rand}(1,3) \times \mathbf{F}_d & p > q \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{D}$ 和 $\mathbf{F}$ 是 1×3 的矩阵,分别代表在重要区域采样的点和在自由区域采样的点; $\mathbf{D}_r$ 和 $\mathbf{F}_b$ 是 1×3 矩阵,分别代表随机选取的障碍物中心点位置和工作区域最小点位置; $\mathbf{D}_h$ 和 $\mathbf{F}_d$ 是 1×3 矩阵,分别代表所选障碍物的各边界大小和工作区域边界大小; $\text{rand}(1,3)$ 是随机生成一个 1×3 向量,每个元素在 0~1 之间; p 是一个在 0~1 之间随机生成的数; q 是采样概率。

当 $p > q$ 时,对重要区域进行采样,具体采样点是随机在障碍物附近采样;当 $p \leq q$ 时,在工作区域内随机选取一点进行扩展。引入动态自适应采样策略前后的路径规划仿真情况如图 1 所示。

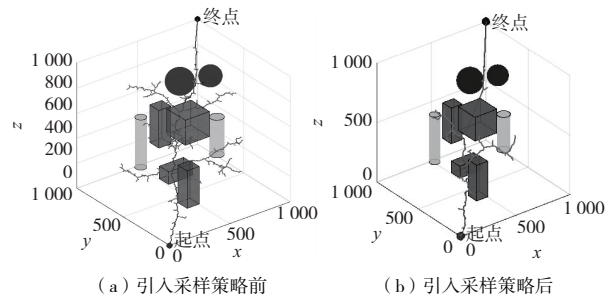


图 1 引入采样策略前后对比

c) 历史信息利用

传统的 RRT 算法在采样完成后,会有采样到前面点的概率,虽然重复采样的概率很小,但是当采样次数增加时,重复采样的概率也会增大。重复采样会影响路径规划的成功和质量。为了减少在不重要的区域进行多次重复采样,将不重要的采样点信息都记录下来,再次采样时就不会采样有记录的点。

2) 局部优化机制

a) 局部路径平滑

为了能够使路径更加平滑,减少机械臂在运动过程中出现卡顿和抖动的现象,在每次扩展新节点后,都对局部路径进行平滑处理。

首先是针对当前树更新新的节点,找到当前节点的父节点,通过父节点信息找到该节点的祖父节点;然后假设将当前节点的祖父节点作为父节点进行连接,通过碰撞检测算法判断当前节点与祖父节点的路径上是否发生了碰撞。如果发生了碰撞就舍弃当前节点的祖父节点作为其父节点,否则就将其祖父节点作为父节点使用;最后每更新一个新节点就重复上述过程,直到找到目标点,再通过目标点以及中间节点回溯到起始点,得到起始点到目标点路径上所有的节点。所有节点所组成的路径可以使用路径平滑公式进行平滑处理,例如使用贝塞尔曲线或样条曲线,减少路径的冗余转折。实现逻辑如图 2 所示。

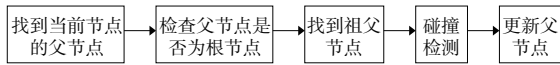


图 2 去除冗余节点实现逻辑

本文使用贝塞尔曲线对路径进行平滑处理。贝塞尔曲线是通过一组控制点定义的,并可以是任意阶数,有 n 个控制点就对应是 n 阶。贝塞尔曲线的一般表达式定义为

$$B(t) = \sum_{i=0}^n P_i \cdot B_{i,n}(t) \quad (3)$$

式中: P_i 表示第 i 个控制点; $B_{i,n}(t)$ 是第 i 个 n 阶 Bernstein 基函数,其定义表达式为

$$B_{i,n}(t) = \binom{n}{i} \cdot (1-t)^{n-i} \cdot t^i \quad (4)$$

式中: $\binom{n}{i}$ 是一个组合数,表示从 n 个中选择 i 个的方式数,定义为

$$\binom{n}{i} = \frac{n!}{i! \cdot (n-i)!} \quad (5)$$

在贝塞尔曲线中,参数 t 一般范围在 $[0, 1]$ 之间。

起点到终点的路径经过局部路径平滑后,路径的转折赘余变少了,也更加平滑。通过在 Matlab 中进行仿真验证,可以看出局部路径平滑后的路径质量更好,与路径平滑前相比有着很大区别。路径平滑前后仿真对比如图 3 所示。

b) 局部重采样

局部重采样就是在当前节点附近区域内进行

密集采样,寻找路径的更优解。首先是在当前节点附近进行随机采样;然后检查当前节点到新节点是否碰撞,如果碰撞就舍弃该节点;最后计算根节点到新节点总路径代价,并与新节点当前路径代价进行比较,如果总代价小于新节点当前代价,就将当前节点更新为新节点的父节点,更新采样点代价为新的代价。

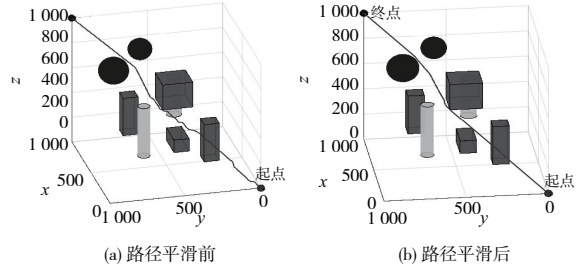


图 3 路径平滑前后对比

随机采样点公式为

$$S = N + [\text{rand}(1, 3) - 0.5] \times 2 \times R \quad (6)$$

式中: S 是随机采样点; N 是当前节点; R 是采样半径。

c) 动态步长调整

传统 RRT 算法是依据固定步长进行扩展的,当环境复杂度较高时就会导致路径质量变差,还可能面临局部最小值的风险。因此,本文根据环境复杂度进行动态调整步长,在复杂区域采用小步长扩展,而在空旷区域采用大步长进行扩展。引入动态步长扩展,不仅能够在复杂区域提高搜索精度,而且在空旷区域也会提高搜索效率。依据环境复杂度来动态调整步长,表达式为

$$L = (1-e) \times f \quad (7)$$

式中: L 是扩展步长; e 是环境复杂度; f 是基础步长。

3) 并行化与多树协作

a) 多树并行生长

多树并行生长能够提高路径搜索速率和范围,多棵树从不同方向相向扩展,也可以获得更多的路径可能,从而找到最优的路径。

首先定义多棵树从起始点和目标点同时相向生长,从起始点生成的树定义为正向树,目标点生成的树为反向树,每棵树都独立生长且在各自循环中不断扩展;然后当相对方向生长的两棵树不断靠近的时候,尝试连接两棵树来得到从起始点到目标点的完整路径。每次扩展节点后都尝试寻找距离另一棵树最近的节点,计算两节点之间距离并判断是否小于当前步长阈值,如果小于阈值

就将两节点连接,然后通过碰撞检测判断两点路径是否碰撞;最后当两节点距离小于步长阈值且路径未发生碰撞,就将当前节点加入到另一棵树中,并更新父节点和路径代价。然后提取出从起始点到目标点的完整路径,如果新路径优于原路径就更新为新路径和新的代价。引入多树并行生长前后对比情况如图 4 所示。

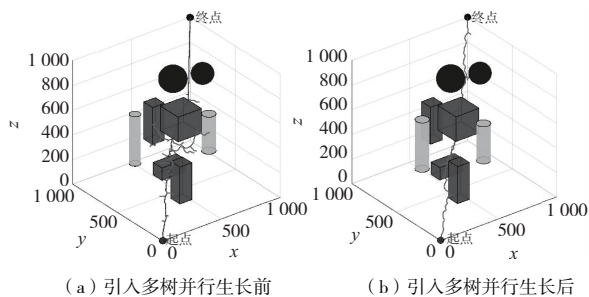


图 4 引入多树并行生长前后对比

b) 树间信息共享

多树并行生长过程中的各树都共享采样点的信息和路径,每棵树都通过同一个采样点进行扩展,这样能够增强各树之间的联系,快速在两棵树之间建立一条完整的路径。树间信息共享也能够以快一倍的速度搜索不同区域,提高了寻找到最优路径的几率,还避免了区域重复探索。信息共享提高了全局路径优化效率。

1.3 DA-RRT 算法流程

DA-RRT 算法功能较多,创新点主要体现在动态自适应采样、局部优化和多树并行这 3 个方面。算法流程如图 5 所示。

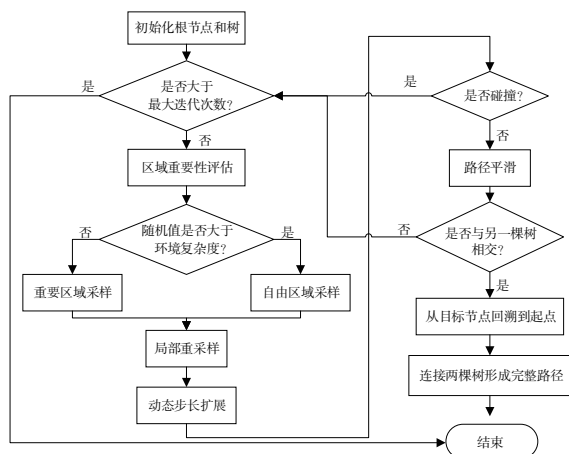


图 5 DA-RRT 算法流程图

首先是定义初始化环境和信息,在起始点和目标点创建多棵树的根节点;接着采用动态自适应采样策略,对采样区域进行重要性评估,并通过

区域重要性来选择采样点进行扩展,在采样点进行局部重采样以寻找更优的路径;然后进行多树并行协作,将采样点信息共享给多棵树,每棵树都依据同一个采样点信息进行扩展;再然后进行局部优化处理,树的扩展步长依据区域重要性来实现动态步长调整,而每次扩展后对路径进行平滑处理;最后尝试连接另一棵树的节点来找到从起始点到目标点的完整路径,提取完整路径并更新。

2 实验分析

2.1 Matlab 仿真

通过 Matlab 软件对不同 RRT 算法进行仿真对比,验证 DA-RRT 算法与传统算法在规划时间、迭代次数以及路径质量等方面的优势。主机环境为:CPU 为 Intel i5-8250U,内存为 8 GB 的计算机配置环境下进行仿真验证。首先在 Matlab 软件下建立三维路径规划环境,环境范围的长、宽、高都是 1 000 mm,路径规划的起点和终点在三维空间的坐标为 (0, 0, 0) 和 (1 000, 1 000, 1 000)。为了保证仿真对比实验的科学性和有效性,涉及到的算法都是在相同仿真环境下进行,并且各个算法的始末位置、最大迭代次数、初始步长等都设置一样。为了避免实验的偶然性发生,每种算法的最终数据结果都是在相同实验条件下进行 20 次求平均值所得。图 6 为不同算法在相同环境下的仿真对比,其中三维空间的不同形状物体视为不同障碍物,线段则是规划的路径。表 1 是不同算法在相同环境下的各项评价指标对比。

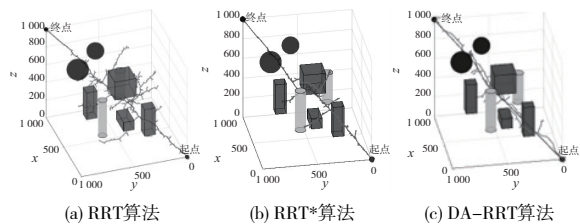


图 6 不同算法的仿真对比

表 1 各项评价指标对比

算法	路径代价	运行时间/s	节点数/个	迭代数/次
RRT 算法	2 235	60.315	435	2 631
RRT * 算法	1 948	28.163	146	1 817
DA-RRT 算法	1 743	4.737	245	145

从图 6 可以看出,DA-RRT 算法在复杂环境中相较于 RRT 算法和 RRT * 算法来说规划的路

径更短并且目的性更强,这是加入了动态自适应采样策略和多树并行的结果。由表 1 的路径评价指标可知,改进后的 DA-RRT 算法在各项评价指标上都有很大优势,对比传统 RRT 算法,在路径代价、运行时间、节点数以及迭代次数指标上分别减少了 22.0%、92.1%、43.7%以及 94.5%,相较于 RRT* 算法,路径代价、运行时间以及迭代次数分别减少了 10.5%、83.2%以及 92.0%,而节点数提高了 67.8%,出现节点数增加的原因是引入了多树并行生长。

图 7(a)是 RRT 算法运用到机械臂上的避障仿真, RRT 算法的避障路径质量差且代价大。图 7(b)是 DA-RRT 算法运用到机械臂上的机械臂避障仿真过程, DA-RRT 算法运用到机械臂上能够使得机械臂从较短路径避开障碍物,验证了本文算法的可行性和优势。图 8(a)与图 8(b)分别是机械臂避障过程中关节角度随时间变化和关节角速度随时间变化情况,机械臂的每个关节角度随时间变化的曲线都是平滑的,说明机械臂的运行过程也是平滑运行没有顿挫发生,并且每个关节角速度都在机械臂的最大速度范围内。

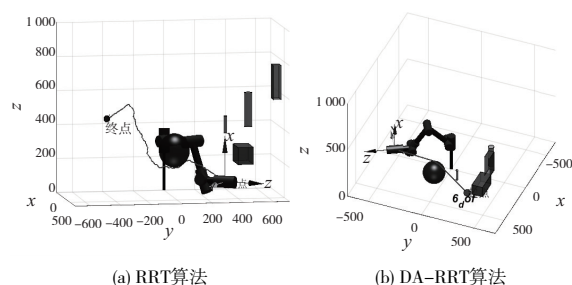


图 7 机械臂避障仿真

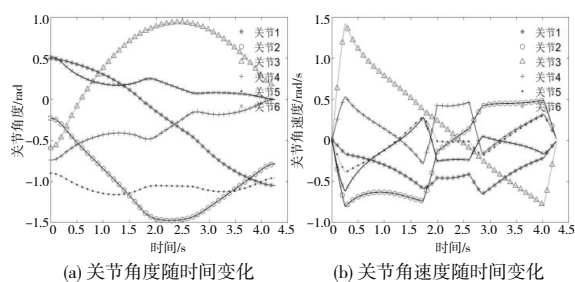


图 8 机械臂关节随时间变化情况

2.2 实验

图 9 是机械臂避障的实验环境和软件控制界面。实验环境主要由 SX450 型 6 自由度机械臂、控制箱、障碍物和抓取物等组成。软件控制界面是通过输入始末位置坐标和环境障碍物信息来得

到机械臂各角度随时间的变化,然后将通过串口通信将各关节信息传输给控制箱,从而控制机械臂进行避障运动。

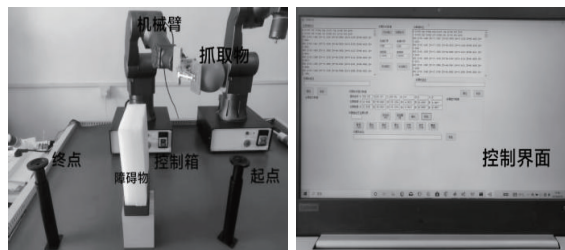


图 9 实验环境和控制界面

机械臂运用 DA-RRT 算法进行避障的过程如图 10 所示。机械臂从起始位置夹取物体经过障碍物上端到达终点位置,机械臂在此过程中没有与障碍物发生碰撞,运行时间较短并且路径平滑,没有出现顿挫现象,说明机械臂在运行过程中与算法所得到的结论相符,这也进一步验证了本文算法的有效性。

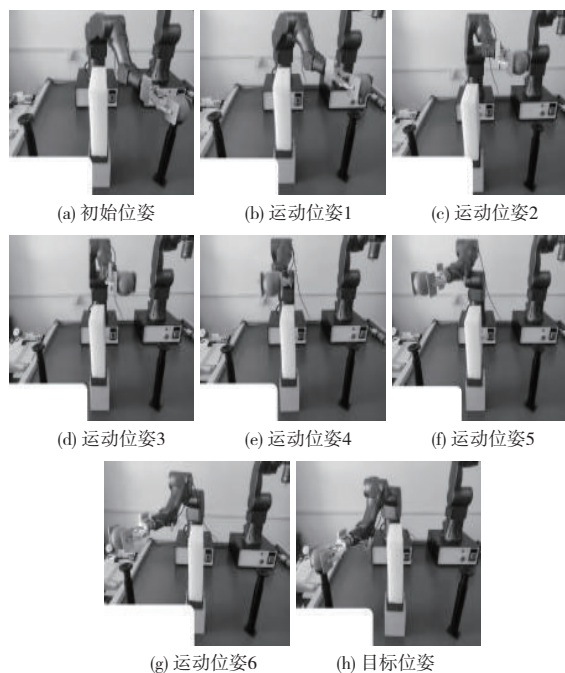


图 10 机械臂避障过程

3 结语

DA-RRT 算法相较于传统 RRT 算法以及一些改进 RRT 算法来说都有明显的优势,主要体现在引入了动态自适应采样策略、局部优化以及多树并行扩展等方面,提高了算法在复杂环境下的效率和精度,避免了传统 RRT 算法在路径规划过程中出现的采样随机性太强、扩展速度慢以及复

杂环境的路径质量差等缺点。通过本文算法与其他算法的对比实验可以看出,DA-RRT 算法能够更好地适应复杂的环境,规划的路径更加平滑且质量更好。虽然本文算法在复杂环境下能够更好地规划路径,但是算法只针对静态环境下的路径规划,并没有在动态环境下进行相应的实验。因此,在后续的算法改进中可以针对动态环境进行建立路径规划实验。

参考文献:

- [1] 栾庆磊,郭继智,屈紫浩,等. 改进 RRT 算法的机械臂路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(5):60-64,70.
- [2] 崔锡杰,王晓军,李晓航. 改进 RRT 算法的机器人全局路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(4): 331-338.
- [3] LIU W, HUANG Z N, QU Y P, et al. Path planning for robotic arms based on an improved RRT algorithm[J]. Open Journal of Applied Sciences, 2024, 14(5): 1214-1236.
- [4] XUE W H, WANG B C, HUANG X X, et al. Spacecraft attitude maneuver planning with multi-sensor pointing constraints using improved RRT-star algorithm[J]. Advances in Space Research, 2023, 72(5): 1485-1495.
- [5] 牛旭,张志安. 改进 RRT 的复杂障碍物环境路径规划算法研究[J]. 电子设计工程, 2024, 32(8): 162-167, 172.
- [6] 苗红霞,陈家林,齐本胜,等. 基于改进 RRT 和人工势场法的路径规划算法[J]. 自动化与仪器仪表, 2023, (12): 9-14.
- [7] 徐江鹏,王传安,孙若鹏,等. 基于改进 RRT* 算法的机器人自主式移动路径规划研究[J]. 北部湾大学学报, 2023, 38(6): 45-50.
- [8] JIANG J, WU K G. Cooperative pathfinding based on memory-efficient multi-agent RRT[J]. IEEE Access, 2020, 8: 168743-168750.
- [9] 郭利进,李强. 基于改进 RRT* 算法的移动机器人路径规划[J]. 智能系统学报, 2024, 19(5): 1209-1217.
- [10] 魏武,韩进,李艳杰,等. 基于双树 Quick-RRT 算法的移动机器人路径规划[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2021, 49(7): 51-58.
- [11] 王佳慧. 面向动态环境 RRT 算法优化策略研究[D]. 济南:齐鲁工业大学, 2022.
- [12] 齐本胜,李岩,苗红霞,等. 基于改进启发式 RRT 的 AUV 路径规划[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(1): 245-256.
- [13] 刘小松,康磊,单泽彪,等. 基于双向目标偏置 APF-informed-RRT 算法的机械臂路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(6): 75-83.
- [14] 冷忠涛,张烈平,彭建盛,等. 基于自适应探索 DDQN 的移动机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2024, 47(22): 84-93.
- [15] 罗征志,韩怡可,张鑫,等. 改进 RRT-Connect 与 DWA 算法的巡检机器人路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(15): 344-354.
- [16] 郭辉,刘祚时,黄鹏,等. 基于改进 RRT-Connect 算法的机械臂路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(3): 41-45, 54.
- [17] WANG T, MA G, XU L, et al. CP-QRRT*: a path planning algorithm for hyper-redundant manipulators considering joint angle constraints[J]. Sensors (Basel), 2025, 25(5): 1490.
- [18] 付靖凯,慕丽,邸雪阳,等. 基于改进 RRT 算法机械臂复杂避障路径规划研究[J]. 现代电子技术, 2025, 48(6): 180-186.
- [19] LIANG J L, LUO W G, QIN Y X. Path planning of multi-axis robotic arm based on improved RRT[J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 81(1): 1009-1027.
- [20] 秦鹏博,李长勇,贾万君. 基于改进蝴蝶搜索算法的六自由度机械臂路径规划[J]. 机床与液压, 2024, 52(17): 7-13.
- [21] 李丁,张宇,金皓,等. 基于改进 RRT* 算法的机械臂避障路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(8): 6-12.

收稿日期:2025-04-13