

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519398

## 基于改进 Bi-RRT\* 的路径规划算法研究\*

吐尔逊·买买提<sup>1</sup> 刘相铄<sup>1</sup> 何春光<sup>1</sup> 杨秋菊<sup>2</sup> 段婷<sup>2</sup>

(1.新疆农业大学交通与物流工程学院 乌鲁木齐 830052; 2.新疆交通建设集团股份有限公司 乌鲁木齐 830016)

**摘要:** 针对 RRT 系列算法存在的搜索效率低、收敛速度慢及路径扩展多样性不足问题,提出了一种自适应多策略动态步长算法 AMDS-Bi-RRT\*, 该算法基于 Bi-RRT\* 框架,通过动态目标直连扩展策略和构建自适应步长评价函数提升收敛效率;设计多方向应急机动策略,以增强复杂环境的适用性;结合改进的人工势场法优化节点采样;并引入三阶段路径平滑方法以确保路径的可行性。通过在 4 种不同复杂度仿真环境中与 Bi-APF-RRT\*、Bi-RRT\*、APF-RRT\*、RRT\*、目标偏置 RRT\* 5 种基准算法进行对比实验,结果表明:AMDS-Bi-RRT\* 的平均规划时间平均降低了 12.22%~23.45%,平均路径长度平均缩短了 0.88%~1.89%,平均节点数量平均减少了 6.69%~22.85%。该算法在规划效率、路径质量、收敛速度上均优于对比算法,充分验证了其在不同环境下的优越性。

**关键词:** Bi-RRT\*; AMDS-Bi-RRT\*; 自适应步长; 动态目标直连; 多方向应急机动策略; 三阶段路径平滑

**中图分类号:** TP3; TN05 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.60

## Research on path planning algorithm based on improved Bi-RRT\*

Tursun Mamat<sup>1</sup> Liu Xiangshuo<sup>1</sup> He Chunguang<sup>1</sup> Yang Qiuju<sup>2</sup> Duan Ting<sup>2</sup>

(1. College of Transportation and Logistics Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China;

2. Xinjiang Communications Construction Group Co., Ltd., Urumqi 830016, China)

**Abstract:** To address the low search efficiency, slow convergence speed, and limited path expansion diversity of the RRT family of algorithms, an adaptive multi-strategy dynamic step-size algorithm, AMDS-Bi-RRT\*, is proposed. Based on the Bi-RRT\* framework, the algorithm enhances convergence efficiency through a dynamic goal-directed extension strategy and an adaptive step-size evaluation function. A multi-directional emergency maneuver strategy is designed to improve adaptability in complex environments. Meanwhile, node sampling is optimized using an improved artificial potential field method, and a three-stage path smoothing approach is introduced to ensure path feasibility. Comparative experiments conducted in four simulation environments of varying complexity against five benchmark algorithms—Bi-APF-RRT\*, Bi-RRT\*, APF-RRT\*, RRT\*, and goal-biased RRT\*—demonstrate that AMDS-Bi-RRT\* reduces average planning time by 12.22%~23.45%, shortens average path length by 0.88%~1.89%, and decreases the average number of nodes by 6.69%~22.85%. The results verify that AMDS-Bi-RRT\* outperforms the comparison algorithms in planning efficiency, path quality, and convergence speed, confirming its superior performance across diverse environments.

**Keywords:** Bi-RRT\*; AMDS-Bi-RRT\*; adaptive step size; dynamic goal-directed extension; multi-directional emergency maneuver strategy; three-stage path smoothing

## 0 引言

随着自动引导车(automated guided vehicle, AGV)在工业制造与仓储物流等领域的广泛应用,其自主导航与路径规划能力已成为提升 AGV 工作效率与智能化水平的关键。路径规划作为 AGV 自主运行的核心环节,旨在为不

同环境中的 AGV 生成无碰撞、可行且高效的运行路径。现有的路径规划算法可大致分为图搜索类、仿生类、强化学习类与采样类等<sup>[1]</sup>。其中,图搜索类算法如 A\*<sup>[2]</sup>与 Dijkstra<sup>[3]</sup>在结构化环境中具有稳定的寻优能力,但在高维空间中面临计算复杂度指数增长的问题;仿生类算法如蚁群算法<sup>[4]</sup>与遗传算法<sup>[5]</sup>虽具备较强的全局搜索能力,却存

收稿日期:2025-07-18

\* 基金项目:新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2022B01013-2)、新疆维吾尔自治区面上项目(2024D01A65)资助

在收敛速度慢、易陷入局部最优解的陷阱；强化学习类算法如 Q-learning 算法<sup>[6]</sup>、深度 Q 网络 (deep q-network, DQN) 算法<sup>[7]</sup> 凭借良好的环境自适应能力适用于多场景路径规划, 但普遍依赖大量训练数据且实时性不足。

在此背景下, 基于采样路径规划算法, 特别是快速扩展随机树 (rapidly exploring random tree, RRT) 算法<sup>[8]</sup>、RRT\* 算法<sup>[9]</sup> 及其改进算法, 凭借其良好的高维空间扩展能力与渐进最优性, 已成为 AGV 路径规划的研究热点。其中, RRT 算法是通过状态空间随机采样构建搜索树以探索复杂环境中的可行路径, 其结构简单、空间探索能力强, 被广泛应用于路径规划领域。然而, RRT 算法在复杂环境中虽展现出良好的适应性, 但随机采样过程缺乏引导性, 导致搜索树扩展效率低下, 主要表现为收敛速度慢且路径质量不佳<sup>[10]</sup>。

为提升该类算法在复杂环境中的性能, 国内外的学者对该类算法进行优化与改进, 提出了多种改进方案。APF-RRT 算法<sup>[11-13]</sup> 将人工势场法与快速扩展随机树结合, 提升路径规划效率与安全性。顾谦等<sup>[14]</sup> 提出结合高斯概率偏置与摇摆搜索策略的改进 RRT 算法, 通过引导随机树向目标靠拢并提高绕障效率。Karaman 等<sup>[15]</sup> 提出并分析了 RRT\* 算法, 通过在每次扩展中引入邻域重连接机制, 不断优化路径质量, 最终收敛于全局最优解。尽管 RRT\* 能渐进收敛于最优解, 但其计算复杂度随采样点增加而增长, 尤其在高维空间中效率较低。针对 RRT\* 存在不足, 赖荣桑等<sup>[16]</sup> 提出改进 RRT\*-Smart 算法, 引入 A\* 代价函数和启发式策略, 优化采样分布与路径平滑, 提升搜索效率、路径平滑度及行走时间; Jordan 等<sup>[17]</sup> 提出了一种 Bi-RRT\* 算法, 通过同时从起点和目标点进行树的生长, 并在中间连接, 有效提高了规划效率并加快了收敛速度, 但在复杂环境下计算节点量较大。韩慧妍等<sup>[18]</sup> 提出引力双向快速搜索随机树算法 (GBI-RRT), 结合路径重组策略, 提升室内导航精度与效率。黄壹凡等<sup>[19]</sup> 改进 RRT-Connect 算法通过重选父节点、三角不等式优化、转角约束和动态步长策略, 提升路径质量并加速收敛速度。宋永杰等<sup>[20]</sup> 结合目标偏向策略与 A\* 算法代价估计, 优化路径生成, 消除路径与障碍物贴合, 并减少冗余点。朱敏等<sup>[21]</sup> 提出一种基于改进人工势场法引导的双向 RRT 路径规划算法, 减小随机性、提高收敛速度, 优化路径质量。喻九阳等<sup>[22]</sup> 通过设定安全区域和优化搜索方向减少冗余采样, 提出 AFB-RRT\* 算法, 降低了规划时间和迭代次数。刘越等<sup>[23]</sup> 提出一种改进 Bi-RRT 与动态窗口法融合的路径规划算法, 通过双向自适应扩展、A\* 算法优化节点选择, 提高采样效率和避障能力。APF-RRT\* 结合了人工势场和快速探索随机树的优点, 通过引入目标点的吸引力和障碍物的排斥力, 优化了采样与扩展策略, 使其在复杂环境中更加有效<sup>[24-26]</sup>, 但该算法易陷局部最优, 路径平滑性与全局性较弱。

综合来看, 现有路径规划方法仍存在诸多不足: 图搜索

类算法在高维空间计算复杂度过高; 仿生类算法收敛速度慢且易陷入局部最优; 强化学习类算法依赖大量训练数据, 难以满足实时性; 采样类算法虽具备良好的扩展能力, 但在复杂环境下存在收敛慢、无效采样多等问题。现有 Bi-RRT\* 在狭窄通道与密集障碍下仍存在扩展成功率与收敛速度受限、路径可执行性不足等痛点。因此, 如何在保证全局路径可行性的同时, 提高采样效率、收敛速度与路径质量, 仍是亟待解决的关键问题。

针对上述不足, 本文提出了一种名为 AMDS-Bi-RRT\* (adaptive multi-strategy dynamic step-size Bi-RRT\* algorithm) 路径规划算法, 该算法在 Bi-RRT\* 的基础上, 采用多个优化策略: 引入动态目标直连扩展策略提升路径收敛速度, 设计了自适应步长评价函数以增强对目标的引导并抑制无效扩展, 提出偏转试探策略以提高目标扩展成功率, 并结合改进的人工势场方法优化节点采样, 进一步提升避障性能。为增强路径的可执行性与平滑性, 还引入三阶段路径平滑方法对路径进行平滑处理。本文阐述了该算法的设计思路、算法原理及与现有算法的对比实验, 旨在为 AGV 路径规划的研究与应用提供创新的思路和方法。

## 1 相关算法

### 1.1 Bi-RRT\* 算法

RRT 是一种采样基路径规划方法, 广泛应用于高维空间路径搜索。RRT\* 算法是在 RRT 的基础上增加了路径优化机制, 即在新节点扩展时, 选择路径代价最小的邻居节点作为父节点, 并重新连接其附近的节点以优化路径, 使路径逐步逼近全局最优解, 提高了路径质量和平滑度, 但在障碍物复杂或密集的环境中, 该算法扩展速度较慢, 整体计算时间相对较长。为提高算法在此类环境中的搜索效率, Bi-RRT\* 在 RRT\* 的基础上引入了双向搜索策略。其核心原理为:

步骤 1) 在指定的地图空间  $M$  中, 初始化两个树  $T_1 = \{q_{start}\}$  和  $T_2 = \{q_{goal}\}$ , 分别以起点  $q_{start}$  和目标点  $q_{goal}$  作为根节点;

步骤 2) 在地图上通过随机采样生成新点  $q_{rand}$ ;

步骤 3) 在树  $T_1$  和  $T_2$  中寻找距离  $q_{rand}$  最近的节点  $q_{near}$ , 并从  $q_{near}$  开始, 以固定步长  $S$  向  $q_{rand}$  方向扩展, 若扩展过程中没有发生碰撞, 则生成新的节点  $q_{new}$ ;

步骤 4) 若发生碰撞, 则忽略  $q_{new}$ , 重新进行步骤 2) 和步骤 3);

步骤 5) 在两棵树中找出  $q_{new}$  附近半径  $r$  内所有节点  $Q_{near}$ , 遍历  $Q_{near}$ , 计算从  $q_{start}$  通过  $q_{near}$  到达  $q_{new}$  的距离  $d$ , 选择  $d$  最短的节点作为  $q_{new}$  的父节点, 连接  $q_{new}$  和其父节点。检查  $q_{new}$  是否能够连接到另一棵搜索树;

步骤 6) 重复步骤 2)~5), 直到两棵树相互接近, 直到与每棵树之间的一对节点之间的距离小于设定的临界值  $\gamma$ , 且没有发生碰撞, 停止扩展并生成无碰撞路径。

Bi-RRT\* 优势在于能显著缩短搜索时间,特别是在高维空间中展现出良好的扩展能力和规划效率。然而,其双向树结构在连接与重构过程中较为复杂,可能导致路径优化效果相较于单向 RRT\* 略显不稳定;此外,当环境中障碍物较多时,双树连接的难度和计算负担随之增加,影响整体的实时性与鲁棒性。Bi-RRT\* 算法的原理如图 1 所示。

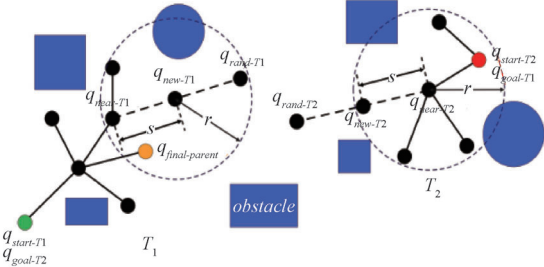


图 1 Bi-RRT\* 的原理图

Fig. 1 Schematic diagram of Bi-RRT\*

### 1.2 APF-RRT\* 算法

APF-RRT\* 使用人工势场方法,设定  $q_{rand}$  和  $q_{goal}$  之间具有吸引力,障碍物存在斥力,从  $q_{near}$  向斥力与吸引力的合力方向进行扩展,利用势场的吸引力加速目标引导,同时通过势场的斥力避开障碍物,从而优化 RRT\* 的采样效率和路径质量。与传统 RRT\* 相比,APF-RRT\* 生成的路径更短、更平滑,APF-RRT\* 融合了 RRT\* 的全局规划能力与人工势场的局部避障特性,通过势场引导树的扩展方向,有效提升路径规划的避障能力与搜索效率。但 APF-RRT\* 仍存在一定的局限性。首先,人工势场方法本身容易陷入局部极小值,特别是在障碍物密集区域或目标被障碍物包围时,采样树可能陷入目标不可达区域,导致扩展失败或路径停滞,从而影响整体路径的可行性。其次,势场函数的构造对算法性能影响显著,包括引力、斥力强度系数、有效作用范围等参数,若未进行合理设置,可能导致路径震荡、绕行严重或陷入死区。此外,在动态或未知环境下,势场参数的静态设计难以实时适应环境变化,从而削弱算法的鲁棒性和泛化能力。APF-RRT\* 算法的原理如图 2 所示。

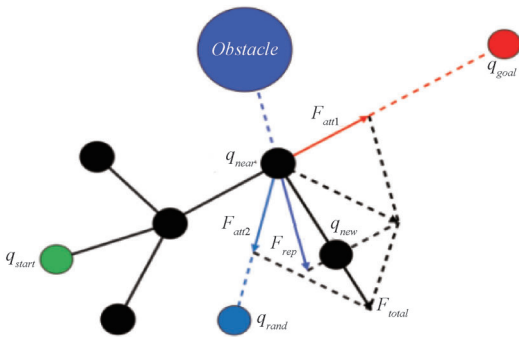


图 2 APF-RRT\* 的原理图

Fig. 2 Schematic diagram of APF-RRT\*

## 2 AMDS-Bi-RRT\* 算法

针对 RRT 系列路径规划算法计算复杂度高、收敛速度慢、路径不够平滑的问题,本文提出一种改进的双向搜索算法即 AMDS-Bi-RRT\* 算法。该算法在保持 Bi-RRT\* 双向渐进最优特性的同时,通过动态目标直连策略提升算法的收敛速度,构建自适应步长评价函数以加快向目标方向的有效探索;提出偏转试探策略,在不降低路径质量的前提下提高扩展效率;结合改进的人工势场法优化节点采样;同时引入三阶段路径平滑方法实现路径平滑。

### 2.1 动态目标直连策略

在双向 RRT\* 搜索中,很多改进方法使用目标偏置策略来提高搜索效率,在目标偏置策略中,算法以一定概率选择目标点作为新节点的方向,从而加速路径的收敛。但是,如果物流仓储环境中障碍物较多,目标点被障碍物包围时,算法仍会以概率  $p$  选择目标方向扩展,从而导致大量无效扩展,降低搜索效率。因目标偏置策略通常使用固定步长,所以在障碍物密集区固定步长可能会导致扩展失败。为了解决上述问题,本文提出了动态目标直连策略,如图 3 所示。

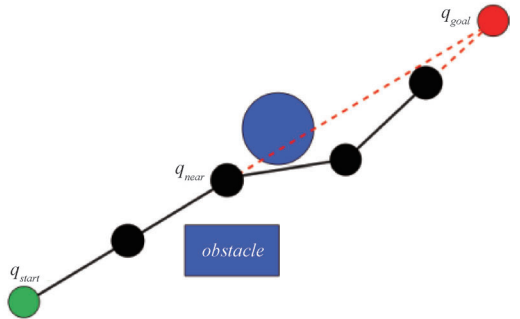


图 3 动态目标直连

Fig. 3 Dynamic target direct connection

该策略核心在于构建了基于失败反馈的动态概率调节机制,以提高扩展效率和成功率,驱动目标采样频率的自适应衰减。定义累计扩展失败次数为  $f_i$ ,设定的失败阈值为  $f_t$ ,适应概率调节函数  $p_i$ ,如式(1)所示。

$$p_i = \begin{cases} p, & f_i \leq f_t \\ p \cdot \frac{f_t}{f_i}, & f_i > f_t \end{cases} \quad (1)$$

该函数形成动态负反馈:当累计失败次数  $f_i$  超过阈值  $f_t$  时,  $p_i$  随  $f_i$  的增加呈反比例衰减,可动态降低无效的目标导向采样频率,自主抑制目标不可达区域的无效采样频次,以防止陷入局部最优。

当算法进行一次拓展时,通过随机数  $n$  与  $p_i$  进行比较,若满足  $n < p_i$  则执行动态目标直连策略,找到当前树中距目标点  $q_{goal}$  最近的节点  $q_{near}$ ,计算从该节点指向目标点的单位方向向量,步长  $s$ ,得到新的候选节点  $q_{new}$ ,如式(2)所示。

$$q_{new} = q_{near} + s \frac{q_{goal} - q_{near}}{\|q_{goal} - q_{near}\|} \quad (2)$$

成功生成候选节点  $q_{new}$ , 需进行双重安全验证, 安全距离检查和碰撞检测, 新生成节点  $q_{new}$  必须满足与障碍物的最小安全  $d_{min}$  约束, 如式(3)所示。

$$d(q_{new}, o) \geq d_{min} \quad (3)$$

其中,  $d(q_{new}, o)$  表示  $q_{new}$  到最近障碍物的欧几里得距离。

利用碰撞检测方法验证新生成的节点  $q_{new}$  是否可以与当前搜索树中的最近节点直接连通, 确保路径可行性。如果上述条件均满足, 则将新节点添加至树中, 若不满足则尝试其他策略。

动态目标直连扩展策略通过引入失败反馈机制与自适应概率调节函数, 实时调整目标导向采样频率, 从而减少无效扩展的发生, 能够有效避免在障碍物密集区域中出现大量无效扩展的问题。在扩展过程中, 策略结合了自适应概率调控与双重安全校验, 以提升节点扩展的实际成功率, 在保证路径可行性的前提下, 能在复杂环境下保持较高的搜索效率, 并具备较好的鲁棒性。

### 2.2 自适应步长策略

在传统的路径规划中, 步长作为决定新节点扩展距离的关键参数, 其取值直接影响算法性能。传统 RRT\* 路径规划算法采用固定步长机制, 当应用于物流仓储环境的 AGV 路径规划时, 表现出显著的性能局限: 较大步长虽能加速全局探索效率, 但可能会导致 AGV 行驶路径粗糙化, 在狭窄通道或障碍物密集区域碰撞风险增加; 较小步长虽能提高路径精度, 却因扩展效率低下而影响算法的整体收敛速度。针对上述问题, 本文提出一种自适应步长策略, 其核心创新在于建立了失败反馈与步长衰减的动态关联模型, 通过扩展失败次数实时调控步长收缩幅度, 实现探索效率与避障精度的协同提升。

在搜索过程中, 当累计扩展失败次数  $f_i$  超过设定的阈值, 步长  $s$  将按照指数衰减方式进行调整, 本文构建的自适应步长的评价函数如式(4)所示。

$$l = \max\left(\frac{s}{3}, s \cdot e^{-\frac{f_i}{s_i}}\right) \quad (4)$$

其中,  $l$  为经过衰减后的新步长,  $s$  为在进行衰减之前的步长值,  $f_i$  为累计扩展失败次数,  $s_i$  为历史扩展总次数。

### 2.3 多方向应急机动策略

针对双向 RRT\* 算法在障碍物密集区域中易陷入路径扩展停滞的问题, 本文提出了一种基于 3 类候选点生成与优先级筛选的多方向应急机动策略, 以提高路径扩展的成功率与方向多样性。该策略在动态目标直连扩展失败时自动触发, 迅速在当前最优路径方向附近生成多个具有方向偏转特征的候选节点, 结合碰撞检测与安全距离校验, 筛选出可行扩展路径, 避免因局部不可行导致的大量无效尝试与规划停滞。该策略在路径规划中起到“动态微调”和“方

向探测”的重要作用, 增强算法的方向探索能力与环境适应性, 多方向应急机动策略策略如图 4 所示。

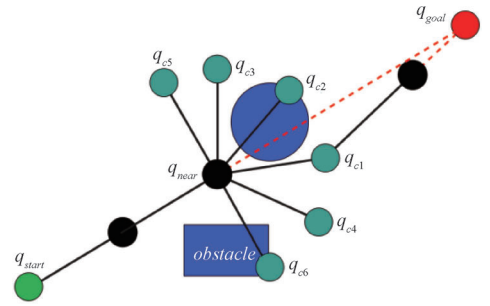


图 4 多方向应急机动策略

Fig. 4 Multi-directional emergency maneuver scheme

#### 1) 多方向候选点生成机制

以当前搜索树中靠近目标点  $q_{goal}$  的最近的节点记作  $q_{near}$ , 以  $q_{near}$  作为参考点沿当前节点到目标点的连线方向, 通过引入三级偏向角  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  (其中  $\theta_1 < \theta_2 < \theta_3$ ) 偏向角为可调参数, 可调范围分别为  $[5^\circ, 30^\circ], [30^\circ, 60^\circ], [60^\circ, 120^\circ]$ ; 当需要大范围偏转尝试取更大角度, 反之取较小角度以保持方向的稳定性。实现中可依据局部障碍物密度与连线直连次数自适应调整: 障碍物密集或失败次数增多则在各自区间内增大  $\theta_i$ , 障碍物稀疏或通道宽减小  $\theta_i$ 。以固定步长生成三类空间分布的候选节点集合, 确保搜索空间的重复覆盖, 定义候选点集合如式(5)所示。

$$C_1 = \{q_{c1}, q_{c2}\}, C_2 = \{q_{c3}, q_{c4}\}, C_3 = \{q_{c5}, q_{c6}\} \quad (5)$$

其中,  $C_1$  为由距离目标点最近的节点朝向目标点的方向向左右偏转  $\theta_1$  度的点,  $C_2$  为由距离目标点最近的节点朝向目标点的方向向左右偏转  $\theta_2$  度的点,  $C_3$  为由距离目标点最近的节点朝向目标点的方向向左右偏转  $\theta_3$  度的点。候选点是根据当前位置相对目标点的空间分布生成的, 旨在为算法路径扩展提供多样化的方向选择。

根据候选点与当前节点的距离及目标方向, 依次对每个候选点做连续碰撞测试, 若候选点在环境中不与障碍物碰撞, 则视为可行, 若 3 组通过筛选碰撞测试, 将 3 类候选点记作:  $S_1, S_2$  和  $S_3$ , 分别对应第 1 类候选点、第 2 类候选点、第 3 类候选点。

第 1 类候选点为紧邻方向点, 主要为与目标点的方向成一定偏转角的左右两侧点, 用于处理前方路径不可行的情况, 提供规避障碍物的快速转向能力; 第 2 类候选点为中等距离前方点, 用于维持总体向目标点的扩展方向, 同时探测局部空间的可行性; 第 3 类候选点为较远距离候选节点, 确保绕开前方障碍物。

#### 2) 候选点选取优先级流程

多方向候选点生成策略首先从  $S_1$  类中选择近距离且符合安全要求的候选节点, 如果  $S_1$  非空, 则通过选择函数从  $S_1$  中挑选一个节点  $q_{selected}$ , 并将其添加到节点列表  $N$  中, 形成新的节点对  $(q_{selected}, q_{parent})$ , 其中  $q_{parent}$  为目标节点

$q_{goal}$  的索引。此时,路径规划的扩展完成,节点列表  $N$  中增加一个新节点,表明算法已向目标区域扩展。若  $S_1$  中没有合适的节点,则继续尝试从  $S_2$  中选择候选节点,过程与  $S_1$  相同。若  $S_2$  为空,则从  $S_3$  执行策略,若  $S_3$  为空,则执行改进 APF 扩展策略。总体而言,偏转试探策略以“前方不可行→侧向试探→远程补充”3 层结构构建候选点优先级,在确保路径质量的同时,最大限度提升了扩展成功率与搜索连贯性,成为连接局部失败与全局搜索之间的关键枢纽策略。

## 2.4 改进 APF 扩展策略

人工势场是一种基于势能梯度下降的路径规划方法,通过目标点的吸引力和障碍物的排斥力共同引导 AGV 运动。针对传统 APF 在路径规划中存在目标点不可达和局部最小值陷阱等问题,本文引入了一种改进的 APF 扩展策略:首先,在原有目标点引力场的基础上,引入了随机采样点形成目标点和随机采样点双引力场,以打破局部最小值的约束,避免路径陷入局部最优。其次,引入了一个高斥力项,使 AGV 在接近障碍物时能够更灵活地调整运动方向,从而提升整体避障效果。这两项改进显著增强了路径规划过程的适应性,提升了算法在复杂场景下的可行性。

改进的 APF 方法包括引力场  $U_{att}(q_{near})$ ,如式(6)所示,排斥力场  $U_{rep}(q_{near})$ ,如式(7)所示,总势场  $U_{total}(q_{near})$ ,如式(8)所示。

$$U_{att}(q_{near}) = \frac{1}{2}k_a d_g^{-2}(q_{near}, q_{near}) \quad (6)$$

$$U_{rep}(q_{near}) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_r \left( \frac{1}{d(q_{near}, q_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right) d_g^n(q_{near}, q_{near}), & d(q_{near}, q_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(q_{near}, q_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (7)$$

$$U_{total}(q_{near}) = \sum U_{att} + \sum U'_{rep} \quad (8)$$

其中,  $k_a$  为引力场的增益系数,  $k_r$  为排斥力场的增益系数,  $d_0$  为障碍物的最大影响范围,  $d(q_{near}, q_{goal})$  为最近节点  $q_{near}$  距离目标点  $q_{goal}$  中心的欧式距离,  $d(q_{near}, q_{obs})$  为最近节点  $q_{near}$  距离障碍物中心的欧式距离。

根据势场理论,力函数是势场函数的负梯度,如式(9)所示,吸引力  $F_{att}(x_n)$ ,如式(10)所示,改进斥力  $F_{rep1}$  和  $F_{rep2}$ ,如式(11)和(12)所示。

$$F = -\nabla U(P) \quad (9)$$

$$F_{att}(x_n) = k_a d_g(q_{near}, q_{near}) \quad (10)$$

$$F_{rep1} = k_r \left( \frac{1}{d(q_{near}, q_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{d^n(q_{near}, q_{near})}{d^2(q_{near}, q_{obs})} \quad (11)$$

$$F_{rep2} = \frac{n}{2} k_r \left( \frac{1}{d(q_{near}, q_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right)^2 d^{n-1}(q_{near}, q_{near}) \quad (12)$$

其中,  $F_{att}(x_n)$  和  $F_{rep1}, F_{rep2}$  的合力方向为新节点的扩展方向,改进的 APF 扩展受力分析如图 5 所示。

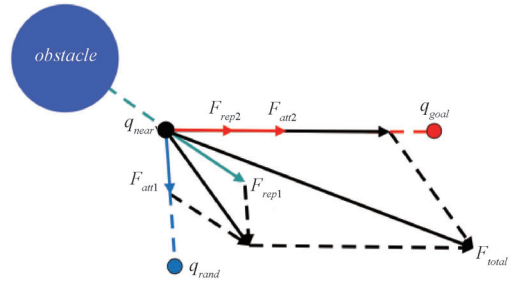


图 5 改进的 APF 扩展受力图

Fig. 5 Improved APF extended stress diagram

## 2.5 随机扩展策略

在引入改进人工势场法优化路径扩展过程中,尽管势场引导能够提升扩展效率,但在某些特殊场景下,仍可能出现扩展点过于靠近障碍物或路径陷入局部极小值的问题。尤其 AGV 的目标点被障碍物包围时,势场力可能趋于零,导致路径扩展终止的情况。

为增强算法在复杂环境中的鲁棒性,当改进 APF 路径扩展失败时,算法路径扩展切换为随机采样点的扩展策略:以当前节点为起点,朝向随机采样点方向进行一次固定步长的扩展,若新节点满足无碰撞条件,则将其加入扩展树中。

## 2.6 无碰撞路径生成

本文生成的无碰撞路径如图 6 所示,具体步骤包括:算法初始化后,分别以起点和终点作为根节点,构建两棵独立的随机树。起点树与终点树交替扩展,每轮迭代中,首先执行随机采样,并优先采用动态目标直连策略。该策略结合基于失败反馈的动态概率调节机制,调整扩展的方向选择概率;同时通过自适应步长评价函数,实时控制步长的收缩幅度。若动态目标直连策略失败,算法则切换为多方向应急机动策略,依次尝试 3 类候选节点并进行碰撞检测。当候选节点发生碰撞发生时,启用改进的人工势场法调整采样方向;若仍扩展失败,则退回至随机采样策略继续扩展。每次扩展均执行碰撞检测,只有在确认无碰撞的情况下,才将新节点加入树中,并执行父节点重连操作。上述过程不断重复,直至两棵树成功连接或达到最大迭代次数,从而生成一条无碰撞路径。

## 3 三阶段路径平滑优化方法

传统 RRT 系列及其改进算法生成的路径虽具备无碰撞性,但往往存在大量折线段与急转弯,导致路径曲率不连续、路径转向角度不合理,从而严重影响 AGV 系统的运行效率。为提升路径平滑性,本文引入一种三阶段路径平滑优化方法,依次对原始采样路径进行简化、密度调整和平滑处理。

在路径生成过程中,由于采样策略和避障机制的限制,路径中常含大量冗余节点。为此,本文首先采用一种基于线段可达性判断的简化策略。该策略从当前节点出发,向

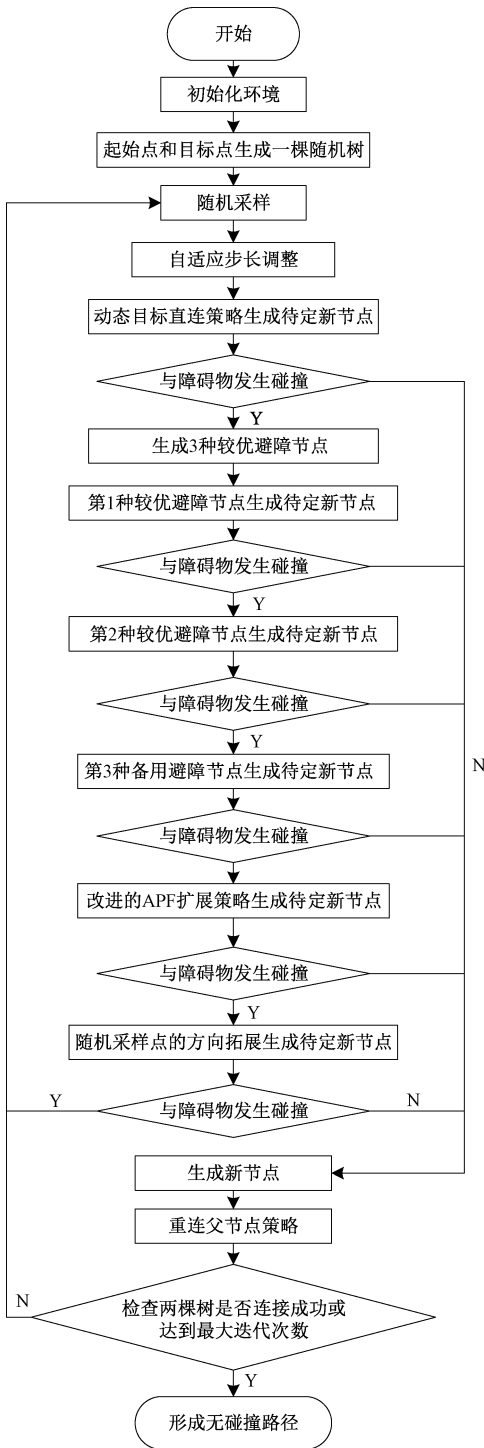


图 6 AMDS-Bi-RRT\* 算法流程图

Fig. 6 AMDS-Bi-RRT\* algorithm flowchar

前探索路径中最远的可达节点;若两点间的连线不与任何障碍物相交,且与任意障碍物的最小距离不小于设定的安全阈值,则直接连接这两点,跳过中间节点,从而有效减少路径节点数,降低路径弯折,提高路径整体简洁性。

在完成路径简化后,为避免相邻节点间距过大导致的

路径执行精度不足或运动不稳定,本文引入密度增强机制。对于节点间距超过设定阈值的路径段,采用线性插值的方式添加若干中间点,如式(13)所示,以增强路径的连续性与执行稳定性。

$$\begin{cases} P_i = (1-t) \cdot p_i + t \cdot p_{i+1} \\ t = \frac{1}{T+1}, \dots, \frac{T}{T+1} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $p_i, p_{i+1}$  分别表示原始路径段的起止点,  $T$  为插值数量。该过程可提升路径的稳定性和路径点分布的均匀性,并为后续平滑路径提供良好的支撑。

为进一步提升路径的光滑性,本文采用三次 B 样条插值方法对离散路径节点进行曲线拟合,以提升路径的连续性与可导性,避免路径中的剧烈转弯,提高行驶的稳定性的。

首先,根据需要插值的已知数据点,确定控制数集  $P = (P_0, P_1, \dots, P_n)$ , 设定 B 样条的阶数为 4, 构造节点矢量  $S = (s_0, s_1, \dots, s_{n+k})$ , 使用递归定义计算 B 样条基函数  $N_{i,k}(s)$ , 如式(14)、(15)所示。

$$N_{i,0}(s) = \begin{cases} 1, & s_i \leq s < s_{i+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$N_{i,k}(s) = \frac{s - s_i}{s_{i+k} - s_i} N_{i,k-1}(s) + \frac{s_{i+k+1} - s}{s_{i+k+1} - s_{i+1}} N_{i+1,k-1}(s) \quad (15)$$

其次,构建 B 样条曲线, B 样条曲线  $C(s)$  表示线性点的线性组合,如式(16)所示。

$$C(s) = \sum_{i=0}^n P_i \cdot N_{i,3}(s) \quad (16)$$

其中,  $C(s)$  为曲线上在参数  $s$  处的点,  $P_i$  为第  $i$  个控制点,  $N_{i,3}(s)$  为第  $i$  个三次 B 样条基函数,  $n$  为控制点总数减 1。

#### 4 仿真实验与分析

为全面评估 AMDS-Bi-RRT\* 算法在不同环境中的路径规划性能,本文基于 MATLAB2022 平台设计了 4 种不同的场景,并与 RRT\*、Bi-RRT\*、APF-RRT\*、Bi-APF-RRT\* 和目标偏置 RRT\* (Goal-Biased RRT\*) 算法进行比较。实验设计如表 1 所示。

在相同初始条件下,本文在上述 4 种不同的仿真环境进行 20 次独立实验。实验结果显示,无论是在复杂环境还是简单场景中,以上 6 种算法都能够有效地避开障碍物,最终都能够找到从起点到终点的安全、无碰撞的路径。但 AMDS-Bi-RRT\* 在关键指标上展现出显著优势,其生成的探索树节点更趋近于最优路径,有效减少了低效节点的产生与扩展,从而显著提升了路径规划的效率与质量。相比之下, RRT\* 算法采用随机采样方式进行路径扩展,导致在搜索空间中大量尝试无效路径,使节点数量增加。Bi-RRT\* 在两棵树即将连接时提前终止扩展,未充分优化路径结构,导致最终路径偏离最优路线,造成路径长度增

表 1 实验设计  
Table 1 Experimental design

环境编号	环境描述	起点坐标	终点坐标	场景大小	实验次数	最大迭代次数
环境 I	障碍物形状单一,分布简单	(0,0)	(100,100)	100×100	20/100	5 000/3 000
环境 II	障碍物形状不同,分布较密集					
环境 III	障碍物形状不同,分布集中					
环境 IV	特殊环境,狭窄通道					

加。APF-RRT\* 引入势场引导,计算复杂度增加,易陷局部极小值,导致扩展尝试增多,平均耗时较高;目标偏置 RRT\* 虽有一定引导性,但在复杂环境下探索方向单一,

容易产生冗余节点和无效尝试,导致探索速度慢、节点多。6 种算法在 4 种环境(I-IV)中的运行结果如图 7~10 所示。

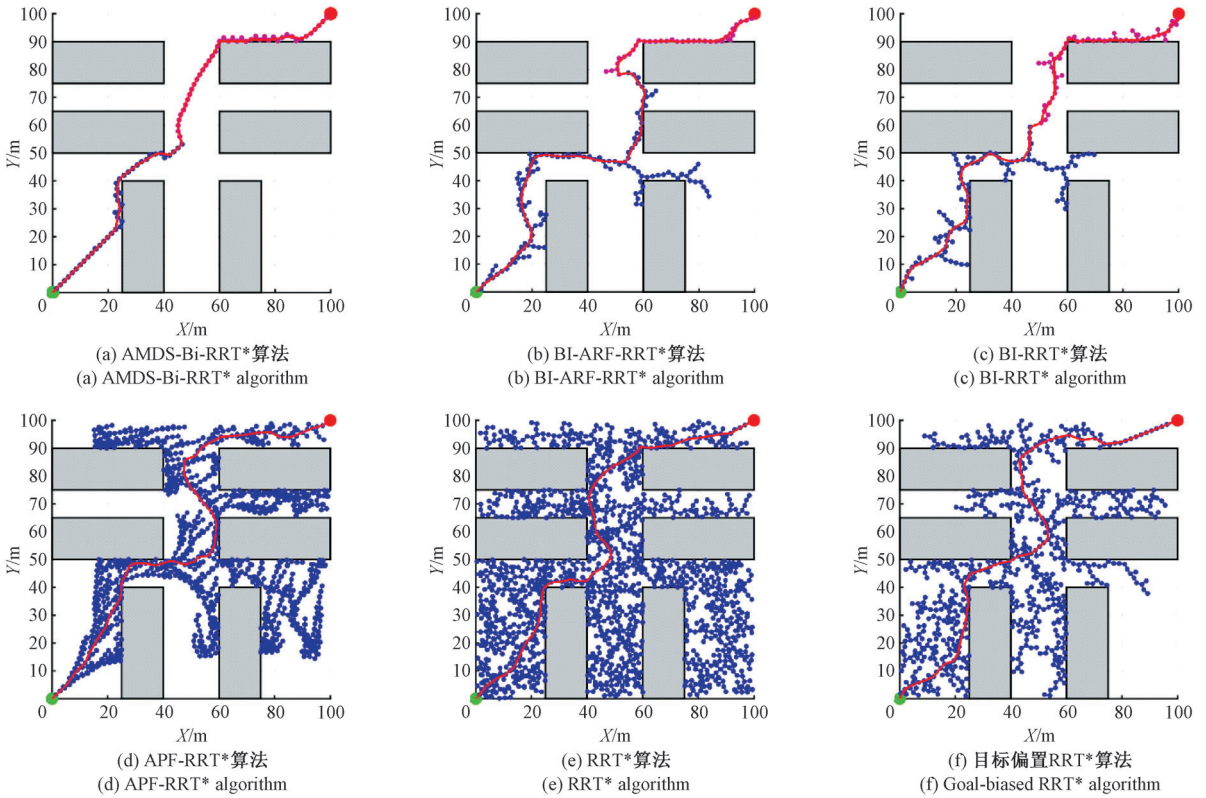
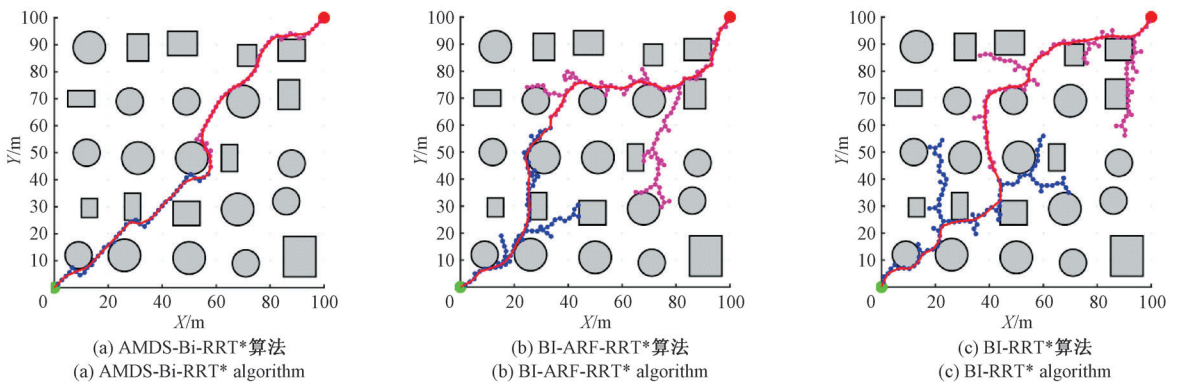


图 7 6 种算法在环境 I 的运行结果

Fig. 7 The results of six algorithms run in environment I



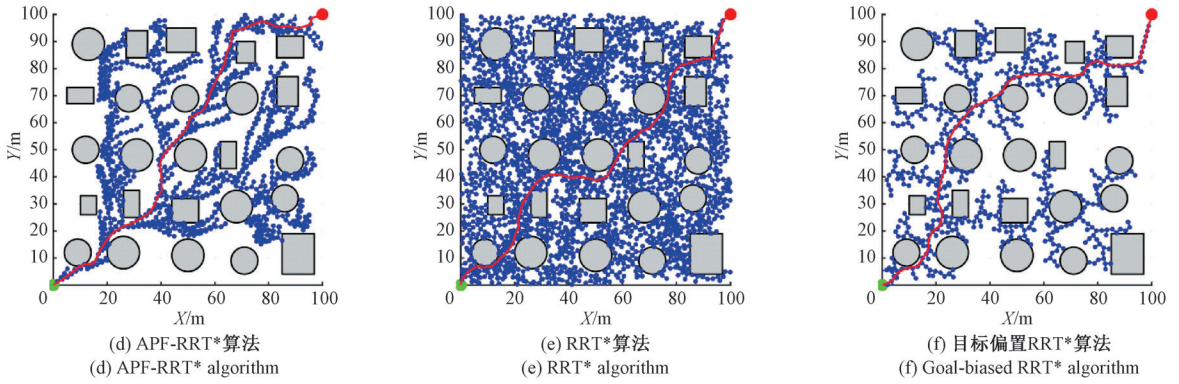


图 8 6 种算法在环境 II 的运行结果

Fig. 8 The results of six algorithms run in environment II

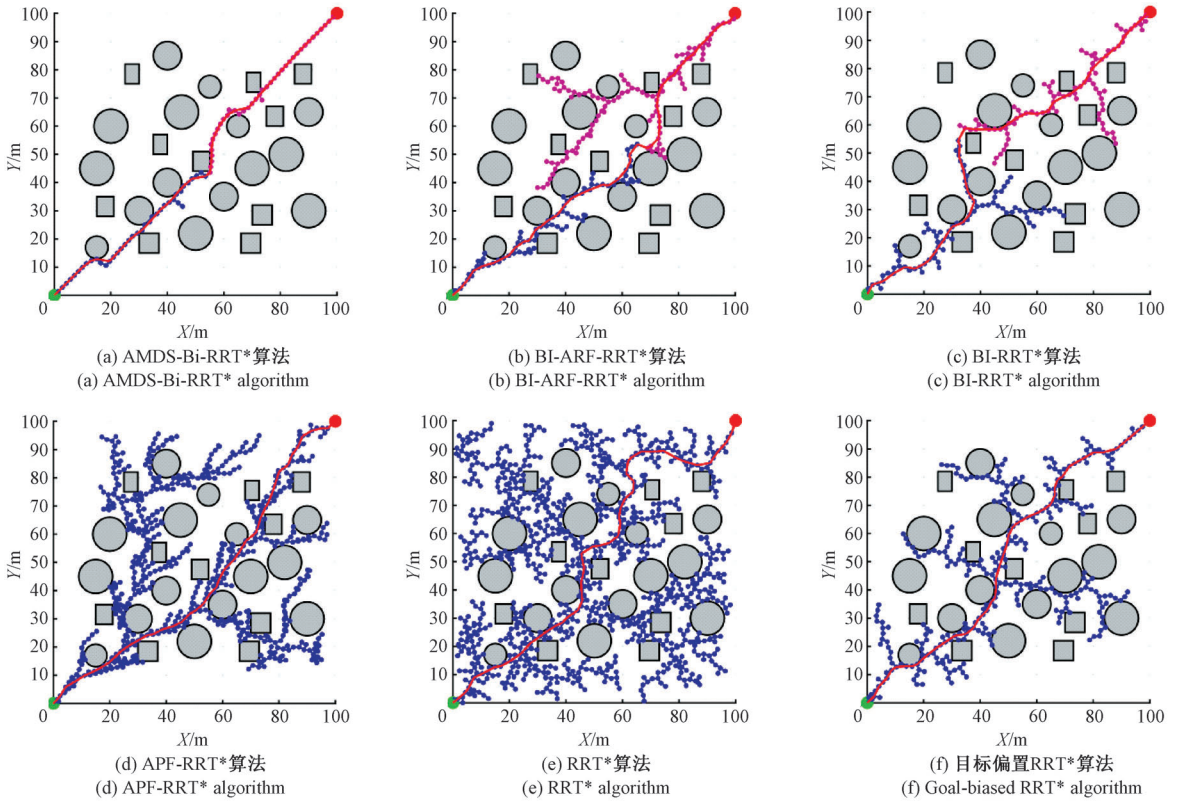
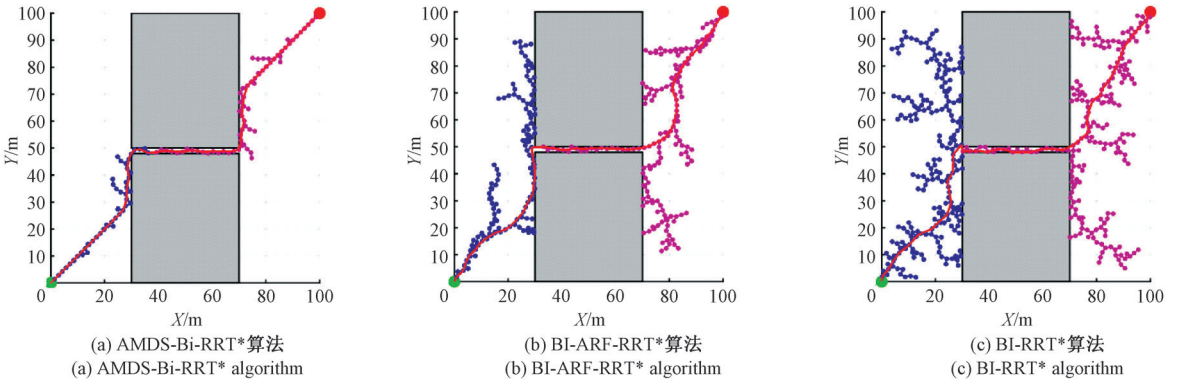


图 9 6 种算法在环境 III 的运行结果

Fig. 9 The results of six algorithms run in environment III



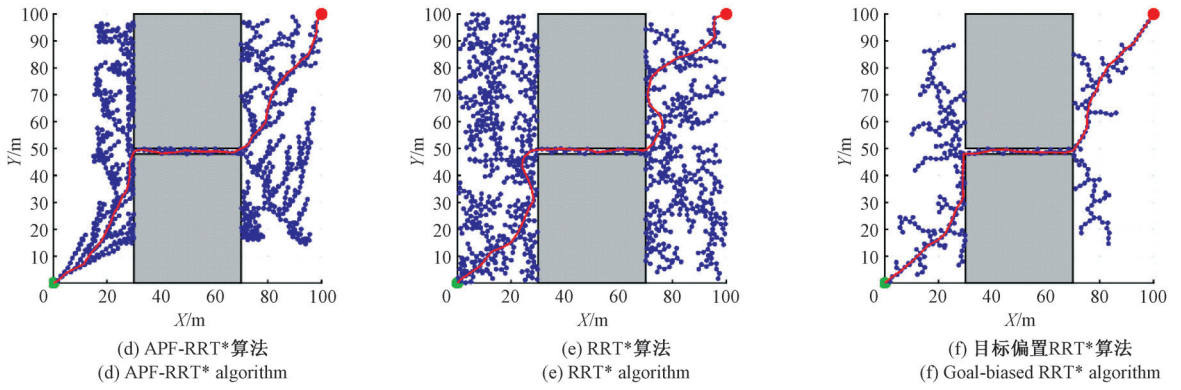


图 10 6 种算法在环境 IV 的运行结果

Fig. 10 The results of six algorithms run in environment IV

为了验证 AMDS-Bi-RRT\* 算法的收敛性,本文以达到首次可行路径所需的迭代次数作为评估指标,在环境 II 和环境 III 与其他 5 种算法进行了 20 次对比实验,实验中记录每次运行生成首条可行路径所消耗的迭代次数,结果如图 11 所示。可以看出 AMDS-Bi-RRT\* 算法在两种测试环境中均表现出显著优于其他算法的收敛性能,验证了其在路径规划效率和收敛速度方面的优势。

从平均消耗时间、平均路径长度、平均节点数 3 个维度进行分析,对比结果如图 12~14 所示。

表 2 各个算法的仿真数据

Table 2 Simulation data for each algorithm

场景	算法	平均消耗时间/s	平均路径长度/m	平均节点个数
环境 I	AMDS-Bi-RRT*	<b>0.38</b>	<b>160.57</b>	<b>142.25</b>
	Bi-APF-RRT*	0.71	165.86	183.22
	Bi-RRT*	0.44	169.03	150.53
	APF-RRT*	5.71	170.76	1 661.55
	RRT*	5.14	173.98	1 661.61
	目标偏置 RRT*	2.07	175.14	825.72
环境 II	AMDS-Bi-RRT*	<b>0.46</b>	<b>151.26</b>	<b>136.60</b>
	Bi-APF-RRT*	1.18	158.64	239.65
	Bi-RRT*	0.77	161.61	195.35
	APF-RRT*	8.39	158.97	1 537.1
	RRT*	9.55	163.89	1 893.75
环境 III	目标偏置 RRT*	1.67	162.32	567.90
	AMDS-Bi-RRT*	<b>0.36</b>	<b>145.84</b>	<b>111.60</b>
	Bi-APF-RRT*	0.57	151.09	156.70
	Bi-RRT*	0.66	160.42	175.85
	APF-RRT*	7.40	155.80	1 367.75
环境 IV	RRT*	7.80	161.11	1 631.70
	目标偏置 RRT*	0.69	154.22	263.15
	AMDS-Bi-RRT*	<b>0.41</b>	<b>158.62</b>	<b>168.64</b>
	Bi-APF-RRT*	0.69	163.25	173.75
	Bi-RRT*	6.69	168.57	282.35
环境 IV	APF-RRT*	4.53	167.53	1 601.23
	RRT*	3.12	167.63	1 308.75
	目标偏置 RRT*	0.80	165.64	417.82

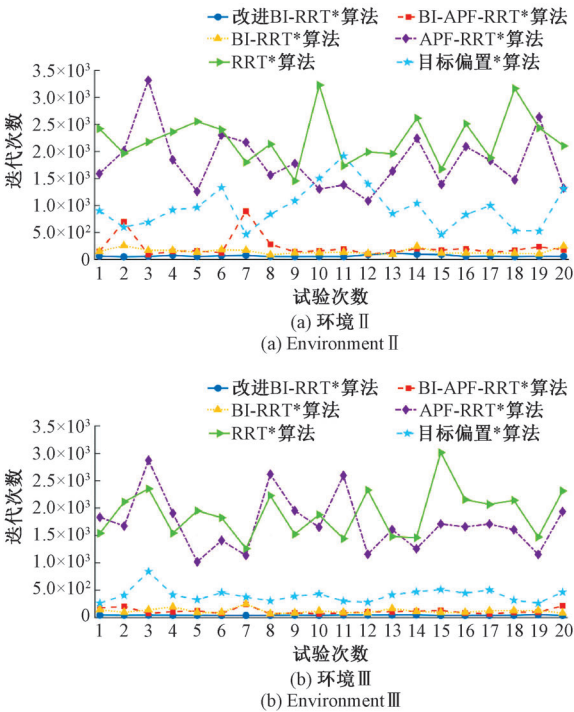


图 11 6 种算法在环境 II 和环境 III 的 20 次实验迭代次数

Fig. 11 Comparison of iteration counts for six algorithms

in environment II and environment III

为进一步验证 AMDS-Bi-RRT\* 算法的性能,与 Bi-APF-RRT\*、Bi-RRT\*、APF-RRT\*、RRT\* 及目标偏置 RRT\* 五种算法进行了对比实验,分别在 4 种不同复杂度的仿真环境下进行了 100 次实验,仿真数据如表 2 所示,并

图 12 显示,在平均消耗时间方面,AMDS-Bi-RRT\* 算法在 4 种仿真环境中均优于对比算法。相较于 Bi-APF-

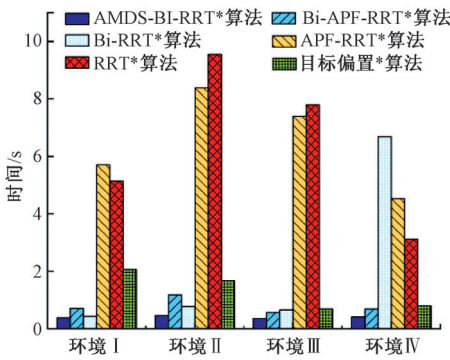


图 12 6 种算法 100 次实验的平均消耗时间

Fig. 12 The average consumption time of 100 experiments of 6 algorithms

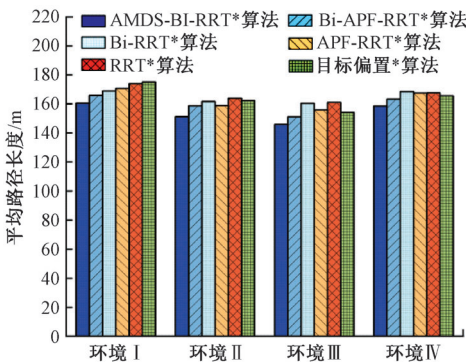


图 13 6 种算法 100 次实验的平均路径长度

Fig. 13 The average path length of 100 experiments of 6 algorithms

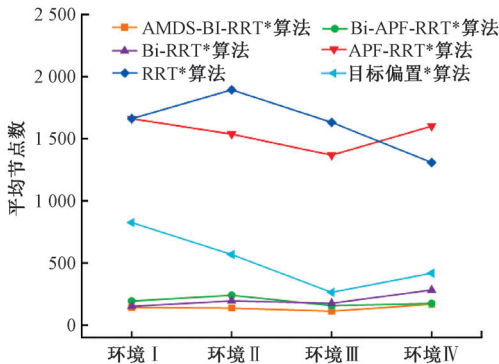


图 14 6 种算法 100 次实验的平均节点数

Fig. 14 The average number of nodes in 100 experiments of 6 algorithms

RRT<sup>\*</sup>、Bi-RRT<sup>\*</sup>、APF-RRT<sup>\*</sup>、RRT<sup>\*</sup> 和目标偏置 RRT<sup>\*</sup>，其在平均消耗时间方面平均减少了 12.22%、20.30%、23.45%、23.23% 和 17.30%，充分体现了 AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 算法在搜索效率与路径收敛速度上的优势。平均消耗时间的缩短主要源于动态目标直连策略：根据直连成功率动态调整步长和引导概率，显著减少了无效扩展，从而提高了规划效率；图 13 展示了 6 种算法在各环境下的平均路径长度对比结果。AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 在平均路径长度分

别比 Bi-APF-RRT<sup>\*</sup>、Bi-RRT<sup>\*</sup>、APF-RRT<sup>\*</sup>、RRT<sup>\*</sup> 和目标偏置 RRT<sup>\*</sup> 平均缩短了 0.88%、1.64%、1.41%、1.89% 和 1.5%，该优势归功于其多方向应急机动扩展策略：通过提升采样多样性，在保持路径质量的同时优化了路径布局；图 14 显示，在平均节点数量方面，AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 节点数量分别较上述 5 种算法平均减少 6.69%、7.62%、22.73%、22.85% 和 18.26%。节点数量的降低表明该算法在保持路径连通性的同时，有效减少了冗余扩展。这主要得益于融合后的改进人工势场引导策略提升了规划精度，从而提升了路径构建效率和拓扑连通性，同时，所采用的三阶段路径平滑优化方法进一步提升了路径的可行性。上述实验充分验证了 AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 在不同仿真环境中的稳定性与鲁棒性。与现有代表性算法相比，其在路径规划效率、路径质量及收敛性等关键性能指标上均表现出显著优势，具备良好的实际应用潜力。

## 5 结 论

本文提出了一种名为 AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 的路径规划算法，该算法在 Bi-RRT<sup>\*</sup> 基础上，通过动态目标直连扩展策略和自适应步长评价函数提升了收敛效率；设计了多方向应急机动策略，以增强复杂环境的适用性；结合改进的人工势场法优化节点采样；并引入三阶段路径平滑方法以确保路径的可行性。通过 4 种不同复杂度的仿真环境，与 RRT<sup>\*</sup>、Bi-RRT<sup>\*</sup>、APF-RRT<sup>\*</sup>、Bi-APF-RRT<sup>\*</sup> 和目标偏置 RRT<sup>\*</sup> 路径规划算法 5 种算法进行了对比实验，其中，AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 的平均规划时间平均降低了 12.22%~23.45%，平均路径长度平均缩短了 0.88%~1.89%，平均节点数量平均减少了 6.69%~22.85%。充分体现了其在规划效率与路径质量上的显著优势。尽管本文所提出的 AMDS-Bi-RRT<sup>\*</sup> 算法在不同仿真环境中展现出良好的性能，但在面向实际 AGV 应用场景方面仍存在一定的局限性。目前研究尚未引入 AGV 的具体运动学模型，未来工作将进一步结合 AGV 的非完整运动学约束，扩展算法在动态环境下的避障能力，提升算法在仓储物流等真实场景中的实用性与工程适配能力。

## 参考文献

[1] 崔炜, 朱发证. 机器人导航的路径规划算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(19):10-20.  
 CUI W, ZHU F ZH. Review of path planning algorithms for robot navigation [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(19): 10-20.  
 [2] YONETANI R, TANIAI T, BAREKATAIN M, et al. Path planning using neural A\* search [C]. International Conference on Machine Learning, 2021: 12029-12039.  
 [3] LUO M, HOU X R, YANG J. Surface optimal path planning using an extended Dijkstra algorithm [J].

- IEEE Access, 2020, 8: 147827-147838.
- [4] 方敏, 金世俊. 基于蚁群算法和蝙蝠算法的多点路径规划[J]. 电子测量技术, 2024, 47(18):47-53.  
FANG M, JIN SH J. Multi-point path planning based on ant colony algorithm and bat algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(18): 47-53.
- [5] 屈文涛, 谢韩彧, 刘鑫, 等. 基于改进遗传算法的油气管道无人机航迹规划[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(27):11901-11908.  
QU W T, XIE H Y, LIU X, et al. Path planning of UAV in oil and gas pipeline based on improved genetic algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(27): 11901-11908.
- [6] ZHOU Q, LIAN Y, WU J Y, et al. An optimized Q-learning algorithm for mobile robot local path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 286: 111400.
- [7] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing atari with deep reinforcement learning [J]. ArXiv preprint arXiv: 1312.5602, 2013.
- [8] 孙馨宇, 徐家川, 焦学健, 等. 基于改进 Informed-RRT\* 的路径规划算法研究[J]. 电子测量技术, 2025, 48(6):73-82.  
SUN X Y, XU J CH, JIAO X J, et al. Research on path planning algorithms based on an improved Informed-RRT\* [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(6): 73-82.
- [9] WANG J K, CHI W ZH, LI CH M, et al. Neural RRT\* : Learning-based optimal path planning [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2020, 17(4): 1748-1758.
- [10] 但远宏, 黄彬彬, 冯广旭. 改进 RRT\* 算法的无人车全局路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(18):326-335.  
DAN Y H, HUAN B B, FENG G X. Research on global path planning for unmanned vehicles based on improved RRT\* algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(18): 326-335.
- [11] 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 path planning based on APF-RRT algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(5): 17-22.
- [12] 曲胜, 许志远, 张晓鹏, 等. 基于改进 RRT 算法的无人船路径规划研究[J]. 中国航海, 2024, 47(4): 175-180.  
QU SH, XU ZH Y, ZHANG X P, et al. Research on unmanned ship path planning based on improved RRT algorithm [J]. Navigation of China, 2024, 47(4): 175-180.
- [13] HUANG SH Y. Path planning based on mixed algorithm of RRT and artificial potential field method[C]. 2021 4th International Conference on Intelligent Robotics and Control Engineering, 2021: 149-155.
- [14] 顾谦, 安琪, 张妙恬, 等. 基于改进 RRT 算法的机器人路径规划研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2025(3):204-208.  
GU Q, AN Q, ZHANG M T, et al. Research on robot path planning based on improved RRT algorithm [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2025(3): 204-208.
- [15] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [16] 赖荣燊, 窦磊, 巫志勇, 等. 改进 RRT\* -Smart 算法的移动机器人全局路径规划研究[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(13):378-388.  
LAI R SH, DOU L, WU ZH Y, et al. Research on global path planning for mobile robots with improved RRT\* -Smart algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(13): 378-388.
- [17] JORDAN M, PEREZ A. Optimal bidirectional rapidly-exploring random trees;MIT-CSAIL-TR-2013-021 [R]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2013.
- [18] 韩慧妍, 韩方正, 韩燮, 等. 基于激光雷达的室内机器人路径规划方法研究[J]. 激光与红外, 2024, 54(7):1028-1036.  
HAN H Y, HAN F ZH, HAN X, et al. Research on indoor robot path planning method based on LiDAR[J]. Laser & Infrared, 2024, 54(7): 1028-1036.
- [19] 黄壹凡, 胡立坤, 薛文超. 基于改进 RRT-Connect 算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程, 2021, 47(8):22-28.  
HUANG Y F, HU L K, XUE W CH. Mobile robot path planning based on improved RRT-connect algorithm[J]. Computer Engineering, 2021, 47(8): 22-28.
- [20] 宋永杰, 孟祥印, 翟守才, 等. 改进 Bi-RRT 算法的 AGV 全局路径规划[J]. 机械设计与制造, 2022(8): 287-91,96.  
SONG Y J, MENG X Y, ZHAI SH C, et al. Global path planning for AGV based on improved Bi-RRT algorithm [J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(8): 287-291,296.

- [21] 朱敏, 陈思源, 陈杰. 基于改进 APF 引导的双向 RRT 机械臂路径规划算法研究[J]. 现代制造工程, 2025(2): 1-9.  
ZHU M, CHEN S Y, CHEN J. Research on the path planning algorithm of RRT-connect robotic arm based on improved artificial potential field guidance [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2025(2): 1-9.
- [22] 喻九阳, 张德安, 戴耀南, 等. 基于改进 B-GRRT\* 算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机科学, 2023, 50(S1):105-111.  
YU J Y, ZHANG D AN, DAI Y N, et al. Path planning of mobile robot based on improved B-RRT\* algorithm[J]. Computer Science, 2023, 50(S1): 105-111.
- [23] 刘越, 王天笑, 柴秋月, 等. 基于改进 Bi-RRT 与动态窗口法的机器人动态路径规划[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(5):77-83.  
LIU Y, WANG T X, CHAI Q Y, et al. Dynamic path planning of robots based on improved Bi-RRT and dynamic window method [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2024, 43(5): 77-83.
- [24] CONG K, HU Y H, XU L, et al. Safe model predictive tracking with an improved APF-RRT\* path planning for UGVs [C]. 2023 IEEE International Conference on Unmanned Systems, 2023: 1165-1170.
- [25] 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.
- [26] MA B SH, WEI CH, HUANG Q, et al. APF-RRT\* : An efficient sampling-based path planning method with the guidance of artificial potential field [C]. 2023 9th International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering, 2023: 207-213.

### 作者简介

**吐尔逊·买买提**, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能交通、计算机算法。

E-mail: tursun@xjau.edu.cn

**刘相铄**, 硕士研究生, 主要研究方向为智能交通、路径规划。

E-mail: 1477597587@qq.com

**何春光**(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为智能交通系统、交通系统建模与优化。

E-mail: hechunguang@xjau.edu.cn

**杨秋菊**, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为智慧物流、公路工程。

E-mail: 3201014002@qq.com

**段婷**, 硕士, 工程师, 主要研究方向为公路工程科技及技术推广工作。

E-mail: 3195552131@qq.com