

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614983

基于自适应变步长 RRT* 与改进 TEB 的移动 机器人动态路径规划*

陈 晨¹, 王小瑞¹, 尤 波¹, 张淑珍², 孙 聪³

(1. 哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080; 2. 兰州理工大学机电工程学院 兰州 730050;
3. 东北大学机械工程与自动化学院 沈阳 110819)

摘 要:针对动静态障碍物耦合复杂环境下移动机器人路径规划中存在的全局收敛速度慢、搜索效率低以及局部轨迹平滑性不佳等问题,提出一种基于自适应变步长快速随机树(AVS-RRT*)与改进时间弹力带(TEB)的动态路径规划方法。针对传统 RRT 采用固定扩展步长、难以兼顾空旷区域搜索效率与障碍密集区域扩展精度的问题,在全局规划层提出一种基于局部环境复杂度的自适应变步长策略,依据节点邻域内障碍物分布特征动态调整扩展步长,从而提升算法在复杂环境中的搜索效率与环境适应能力。结合目标概率偏置策略与融合目标点引力、随机采样点引力和障碍物斥力的人工势场启发式搜索机制,引导随机树向有效区域生长,并通过基于直连检测的剪枝策略进一步降低路径冗余、提升路径质量。在局部规划层,以全局路径为参考轨迹,在 TEB 优化框架中引入加速度变化率约束,以抑制动态避障过程中的急停急起与速度振荡,提高轨迹跟踪平稳性和动态环境适应能力。仿真与实物实验结果表明:AVS-RRT* 在不同复杂度环境下均能显著降低运行时间、路径点个数和迭代次数;融合算法在静态环境和动静态耦合环境中的路径长度分别降低 3.91% 和 3.65%,运行时间分别降低 6.89% 和 7.03%。结果表明,所提方法能够有效提升移动机器人在复杂动态环境中的路径规划效率、轨迹平稳性与导航性能。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 动态环境; AVS-RRT*; TEB

中图分类号: TH242

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.80

Dynamic path planning for mobile robots based on adaptive variable-step RRT* and an improved TEB

Chen Chen¹, Wang Xiaorui¹, You Bo¹, Zhang Shuzhen², Sun Cong³

(1. School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;

2. School of Mechanical and Electronic Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

3. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: To address slow global convergence, low search efficiency, and poor local trajectory smoothness in mobile robot path planning under complex environments with coupled static and dynamic obstacles, this paper proposes a dynamic path planning method integrating adaptive variable-step RRT* (AVS-RRT*) and an improved timed elastic band (TEB). In the global planning layer, an adaptive variable-step strategy based on local environmental complexity is designed to dynamically adjust the expansion step size according to local obstacle distribution, thereby improving search efficiency and expansion adaptability in both open and cluttered regions. A goal-biased sampling strategy and an artificial-potential-field-based heuristic, combining goal attraction, random-sample attraction, and obstacle repulsion, are further introduced to guide the tree growth toward feasible regions. In addition, a pruning strategy based on direct connection checking is adopted to reduce path redundancy and improve path quality. In the local planning layer, the global path is used as the reference trajectory, and an acceleration variation constraint is incorporated into the TEB optimization framework to suppress abrupt stop-and-go motions and velocity oscillations during dynamic obstacle avoidance, thus improving trajectory smoothness and tracking stability. Simulation and real-world experiments show that AVS-RRT* can significantly reduce computation time, the number of

收稿日期: 2026-03-02 Received Date: 2026-03-02

* 基金项目: 黑龙江省自然科学基金(LH2024E077)、国家自然科学基金(52205013, 52265065, 52305011)项目资助

path nodes, and the number of iterations in environments with different complexities. Furthermore, compared with the baseline method, the proposed integrated method reduces path length by 3.91% and 3.65% and computation time by 6.89% and 7.03% in static and coupled static-dynamic environments, respectively. These results validate the effectiveness of the proposed method in improving the planning efficiency, trajectory smoothness, and navigation performance of mobile robots in complex environments.

Keywords: mobile robot; path planning; dynamic environment; AVS-RRT*; TEB

0 引言

随着移动机器人在仓储物流、工业巡检和智能制造等领域的广泛应用,其自主导航能力已成为影响作业效率与安全性的关键因素。路径规划作为自主导航的核心技术,旨在满足运动约束和避障要求的前提下,为机器人生成一条由起始点到目标点的无碰撞可行路径^[1]。然而,实际应用环境通常同时存在静态障碍物与动态障碍物,路径规划不仅需要保证全局路径的可达性与搜索效率,还需要兼顾局部避障能力、轨迹平滑性与运动稳定性。因此,研究适用于动静态障碍物耦合复杂环境的路径规划方法具有重要意义。

针对移动机器人路径规划问题,现有方法主要分为全局路径规划、局部路径规划以及融合路径规划3类。全局路径规划常用方法包括 Dijkstra 算法^[2]、A* 算法^[3-4]、快速搜索随机树 (rapidly-exploring random tree, RRT) 算法^[5-6]、粒子群算法^[7]和蚁群算法^[8-9]等。其中, RRT 具有概率完备性和较好的受约束空间适应能力,在复杂环境中展现出较大应用潜力,但仍存在扩展盲目、收敛较慢和路径质量不高等问题。

针对上述不足, Karaman 等^[10]提出 RRT* 算法,通过引入重布线机制实现路径渐近最优,改善了传统 RRT 的路径质量。Gammell 等^[11]提出 Informed RRT* 算法,通过限制启发式采样区域提升收敛效率; Xu 等^[12]进一步根据环境状态动态调整采样区域,提高了复杂环境中的采样效率。Jeong 等^[13]提出 Quick-RRT* 算法,以改善初始解搜索速度和整体收敛性能。上述研究在一定程度上提高了 RRT* 的搜索效率和路径质量,但主要集中于采样域优化和节点选择,对环境复杂度变化下扩展尺度自适应调节考虑不足,因此在障碍物密集和窄通道场景中仍可能出现无效扩展较多、搜索效率下降等问题。为增强算法环境适应能力, Qureshi 等^[14]将人工势场法 (artificial potential field, APF) 引入 RRT*, 提出 APF-RRT* 算法,使搜索过程兼具目标趋近性和障碍规避能力。Fan 等^[15]进一步提出双向 APF-RRT* 算法,通过双树搜索和样条优化提高了搜索效率与路径平滑性。然而,该类方法通常采用固定扩展步长,难以兼顾自由区域搜索速度与复杂区域扩展精度。

局部路径规划主要依赖实时感知信息进行障碍规避

和轨迹修正,常用方法包括动态窗口法 (dynamic window approach, DWA)、时间弹力带 (timed elastic band, TEB) 和模型预测控制 (model predictive control, MPC) 等。该类方法具有较强的在线响应能力,能够在机器人运动过程中根据动态障碍物信息进行局部轨迹调整,但通常存在局部最优、轨迹振荡或控制平稳性不足等问题^[16-17]。因此,单独依赖全局路径规划或局部路径规划均难以满足复杂动态环境下的导航需求。

为兼顾全局可达性与局部动态避障能力,近年来全局与局部融合路径规划方法受到广泛关注^[18-19]。其基本思想是利用全局规划算法生成由起始点到目标点的整体参考路径,再结合局部规划算法根据机器人当前状态和环境变化实时优化局部轨迹,从而实现复杂环境下的稳定导航。Tong 等^[20]提出 A* 与改进人工势场法融合的路径规划方法,通过将 A* 生成的全局路径划分为多个局部子目标点,引导局部规划过程完成避障与路径跟踪。Yin 等^[21]将改进 A* 与 DWA 融合,通过优化全局路径搜索过程并结合局部动态避障,提高了在动态环境中的路径规划效率。Su 等^[22]提出改进 RRT* 与 DWA 融合算法,在全局层提高路径质量,在局部层实现实时避障。罗毅等^[23]提出基于改进 RRT-Connect 与 DWA 融合的移动机器人路径规划方法,通过提取全局路径关键点引导局部规划,提高了路径跟踪性能与避障能力。Wang 等^[24]提出分层规划框架,由全局规划器生成整体路径,在局部规划层通过虚拟目标点与 MPC 优化局部轨迹,并根据机器人与虚拟目标之间的距离自适应调整预测范围,从而提高动态环境中的轨迹安全性与平滑性。

综上所述,融合路径规划方法已成为解决复杂动态环境导航问题的有效途径。相较于单一全局规划方法,其能够提升机器人对动态障碍物的实时响应能力;相较于单一局部规划方法,其能够借助全局路径引导,降低局部无效搜索和陷入局部最优的风险。然而,现有研究仍存在以下不足:部分方法虽提高了全局搜索效率,但路径冗余节点较多,影响局部规划参考轨迹质量;部分方法虽增强了局部动态避障能力,但在动态障碍物扰动下仍易出现速度跳变、急停急起等问题,影响运动平稳性。对于动静态障碍物耦合复杂环境,现有研究在全局路径质量、局部轨迹优化与运动稳定性约束的协同设计方面仍显不足,算法综合性能仍有提升空间。

针对上述问题,本文提出一种基于自适应步长快速随机树(adaptive variable-step RRT*, AVS-RRT*)与改进时间弹力带(TEB)的移动机器人动态路径规划方法。在全局规划层,引入目标概率偏置、基于局部复杂度的自适应步长和人工势场启发式扩展机制,并结合基于直连检测的剪枝策略,以提升RRT*的搜索效率和路径质量。在局部规划层,将全局路径作为TEB的参考轨迹,并引入加速度变化率约束,以缓解速度跳变和急停急起问题,提升机器人轨迹执行的平稳性与动态适应能力。本文主要贡献为:

1) 在全局规划层,提出目标概率偏置、自适应步长、人工势场启发式引导和剪枝机制,以提升复杂环境下的路径搜索效率和路径质量;与RRT*、Bias-RRT*和APF-RRT*相比,本文方法在运行时间、路径点个数和迭代次数等指标上均具有明显优势,其中复杂环境下与APF-RRT*相比,运行时间降低26.13%,路径点个数降低30.25%。

2) 提出一种AVS-RRT*与改进TEB融合路径规划框架,实现全局路径生成与局部动态避障的协同;在真实静态环境和动静态耦合环境中,融合算法相较APF-RRT*的路径长度分别降低3.91%和3.65%,运行时间分别降低6.89%和7.03%。

1 基于AVS-RRT*算法的全局路径规划

AVS-RRT*算法包含目标概率偏置、基于局部环境复杂度的自适应步长策略、融合人工势场法的启发式搜索机制以及基于直连检测的剪枝策略。上述策略共同作用实现全局路径综合性能的提升。算法流程如图1所示。

1.1 目标概率偏置策略

在采样阶段,传统RRT*算法采用在空间内均匀采样的策略,因而存在过度采样,收敛速度慢的问题。为提升算法收敛速度,在AVS-RRT*算法中,采用目标概率偏置方法,根据式(1)进行随机采样。

$$q_{\text{rand}} = \begin{cases} \text{Random}, & a > p_{\text{bias}} \\ q_{\text{goal}}, & a < p_{\text{bias}} \end{cases} \quad (1)$$

式中: p_{bias} 为目标偏置阈值; a 为随机采样值其取值在0和1之间,当随机采样值大于目标偏置阈值,扩展树在采样空间中随机生长。反之,扩展树向目标点位置生长,加快找到初始可行解的速度。

1.2 基于局部环境复杂度的自适应步长策略

传统RRT*算法采用固定搜索步长扩展新节点,搜索效率较低。当随机树在空旷,无障碍环境中扩展时,增加搜索步长可以有效地减少搜索次数,提高寻找可行路

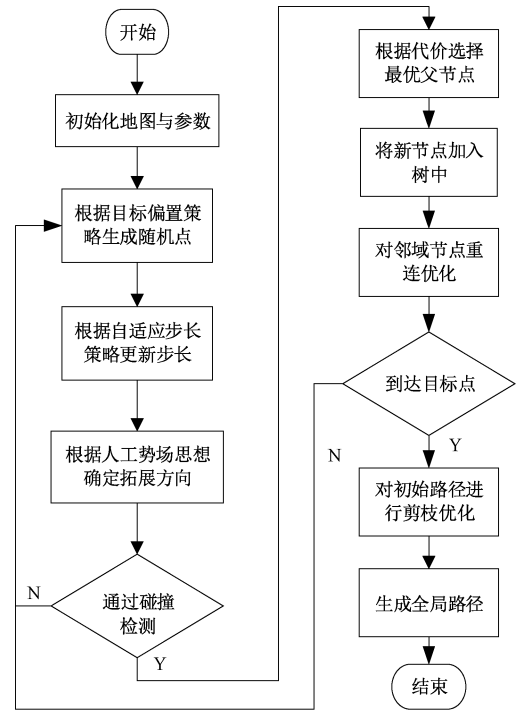


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

径的速度。在密集杂乱的环境中,RRT*算法很难快速找到可行的路径。适当减小步长可以显著提高找到可行路径的概率。通过实验发现,采样步长的设置往往与障碍物数量及其空间占比有关。在相同的工作空间内,随着障碍物数量和密度的增加,采样步长应减小。本文提出一种基于局部环境复杂度的自适应步长策略,如式(2)所示。

$$L_{\text{step}} = \begin{cases} \frac{s_d - s_A}{s_d} \cdot \text{step}, & S_A < \frac{2S_d}{3} \\ \frac{\text{step}}{3}, & S_A > \frac{S_d}{3} \end{cases} \quad (2)$$

式中:step为初始搜索步长; S_d 为以当前节点为中心向四周探测所形成区域的面积; S_A 为该探测区域与环境中各障碍物相交面积的总和。通过计算 S_A 在总面积 S_d 中所占比例,可以反映当前节点邻域内障碍物的分布密集程度。当探测区域与障碍物的相交面积达到预设阈值时,说明当前节点处于障碍物较为密集的狭小环境。此时,为避免过大的扩展步长降低搜索有效性,同时兼顾算法的扩展效率,将搜索步长调整为初始步长的三分之一。反之,当相交面积未达到该阈值时,则依据式(2)按照障碍物面积占探测区域面积的比例对搜索步长进行动态调整,从而实现搜索步长对环境复杂度的自适应变化。算法伪代码如算法1所示。

能体,本文将其视为动态障碍物。全局路径规划通常基于已知静态环境信息进行一次性规划,难以充分应对运行过程中出现的动态障碍物。

采用TEB算法能够较好地应对这一问题。TEB算法的核心思想是将全局路径抽象成一个可以变形的弹力带,以固定时间间隔插入 n 个状态点,然后施加一些如运动学约束、障碍物惩罚函数等约束函数。每种约束可以看做是施加给橡皮筋的外力,最后利用图优化算法求解得到多目标优化函数,最终得到一条带有时间信息的最优轨迹。算法具体为:

根据全局路径规划算法得到机器人一系列位姿点,设这些位姿点序列如式(5)所示。

$$Q = \{S_i\}_{i=0,\dots,n}, n \in N \quad (5)$$

相邻两个连续位姿点时间间隔记为 ΔT_i ,那么时间序列集合如式(6)所示。

$$\tau = \{\Delta T_i\}_{i=0,\dots,n-1} \quad (6)$$

轨迹 B 表示位姿点序列 Q 与时间序列 τ 的集合,如式(7)所示。

$$B = (Q, \tau) \quad (7)$$

将轨迹信息表示为机器人位姿与时间序列集合后,构造多目标优化方程如式(8)所示。

$$\begin{cases} f(B) = \sum_k \gamma_k f_k(B) \\ B^* = \operatorname{argmin} f(B) \end{cases} \quad (8)$$

2.2 加速度变化率约束

除路径点、障碍物、速度、加速度和时间最短等约束外,传统TEB算法在轮式移动机器人加速和减速时存在加速度变化率过大问题,导致突然停止和突然加速的问题。加速度变化率约束可以将加速度跳变限制在合理范围之内,以获得更精确和稳定的速度控制。构造约束函数如式(9)所示。

$$\alpha = \frac{2(a_{i+1} - a_i)}{\Delta T_i + \Delta T_{i+1}} \quad (9)$$

式中: α 为加速度变化率; a_i 为加速度。

2.3 考虑加速度变化率约束的改进TEB问题求解

改进TEB问题的求解,借助图优化框架进行建模与优化,如g2o等稀疏非线性优化库。图模型中的顶点(Vertex)对应待优化变量,包括轨迹位姿点 x_i 及时间间隔 Δt_i ;边(Edge)则表示各类约束和代价项,例如速度约束、加速度约束、非完整运动学约束、终点偏差约束以及本文所述的加速度变化率约束等。由此,整个局部轨迹规划问题可转化为稀疏图上的非线性最小二乘优化问题,其目标函数如式(10)所示。

$$\min \sum_j \|e_j(X)\|_{\Omega_j}^2 \quad (10)$$

式中: X 表示全部优化变量的集合; $e_j(X)$ 表示第 j 个约束

对应的误差项; Ω_j 为该误差项的信息矩阵或权重矩阵,用于刻画不同约束的重要程度。

TEB的优化过程一般采用迭代式求解策略。首先,根据初始轨迹带构建完整的优化图;随后依据当前轨迹状态计算各类误差项,包括时间代价、障碍物代价、速度与加速度惩罚项、运动学约束误差以及目标偏差等。由于这些误差项大多为非线性函数,因此需要在当前估计点附近对其进行线性化处理,并利用高斯-牛顿(Gauss-Newton)法求解变量增量 δX 。在得到增量后,对轨迹位姿点和时间间隔同时进行更新如式(11)所示。

$$X \leftarrow X + \delta X \quad (11)$$

上述过程不断重复,直至总代价下降幅度小于预设阈值或达到最大迭代次数,从而获得局部最优解。

在获得优化结果后,TEB通常不会将整条局部轨迹一次性发送给底层控制器,而是从中提取当前时刻附近的一小段参考轨迹,并进一步生成对应的速度指令,如线速度 v 和角速度 w 。机器人执行短时间后,系统再结合最新环境感知结果重新构建并优化局部轨迹。

2.4 基于自适应步长RRT*与改进TEB算法融合

本文通过AVS-RRT*在静态地图中生成全局可行路径,并经剪枝得到全局路径点序列;将该序列作为TEB的参考轨迹输入,由TEB结合机器人当前状态、动态障碍物信息、运动学约束、速度、加速度约束及本文新增的加速度变化率约束,构建局部轨迹优化问题,并通过g2o求解得到局部最优轨迹,并实时生成速度控制指令,具体流程如图4所示。

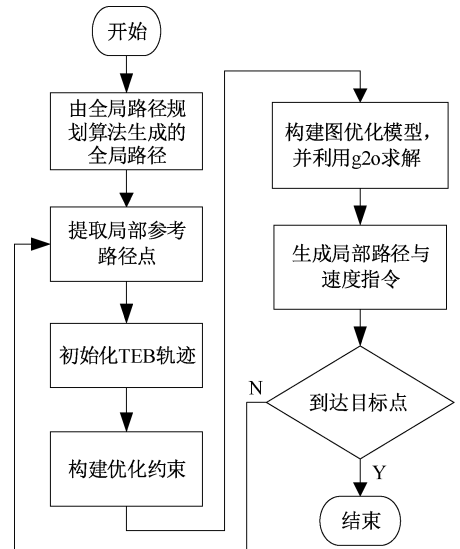


图4 融合算法流程

Fig. 4 Fusion algorithm process

在后续章节中,本文将围绕AVS-RRT*算法与其他经典路径规划算法开展系统性的对比实验研究。通过改

变障碍物的数量与空间分布的方式,构建了简单、一般和复杂3种不同复杂度等级的仿真场景,以模拟移动机器人在不同环境条件下面临的路径规划问题。

针对上述不同复杂度场景,本文从路径质量、计算性能和收敛特性等多个方面对各算法进行综合评估。其中,路径质量主要通过路径长度、平滑性及可行性等指标进行表征;计算性能主要通过算法运行时间和求解效率进行衡量;收敛特性则主要考察算法在迭代过程中逼近较优解的速度与稳定性。通过在统一实验框架下对多种算法开展多维度定量分析,能够较为客观地反映不同算法在不同环境复杂度下的性能差异。

3 仿真实验验证

为验证所提出的 AVS-RRT* 算法的有效性,将其与经典的 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法以及 APF-RRT* 算法进行全面的对比。每种算法均在相同条件下独立运行 50 次,并取平均值以消除随机性影响,仿真实验基于 MATLAB R2021b 平台,实验设备采用 16 GB 内存与主频 2.3 GHz 的 i578300H。主要参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真主要参数
Table 1 Main simulation parameters

参数	值
Step	5
Bias	1.5×Step
P_{bias}	0.3
K_a	1
K_r	1

仿真场景采用自建二维栅格地图,场景构造参考移动机器人在仓储搬运与工厂巡检等典型作业环境中的障碍分布特征,3 组仿真场景均由矩形静态障碍物构成,并按照复杂度递进方式构建:场景 1 为简单环境,障碍物数量较少、分布离散,主要用于验证算法的基础收敛能力;场景 2 在场景 1 基础上增加中部阻挡区域,形成明显绕行通道,用于考察算法在受限通道条件下的搜索效率;场景 3 进一步增加中部与右侧障碍物,形成多处窄通道与转折区域,用于验证算法在复杂环境中的鲁棒性与环境适应能力。

实验结果如图 5~7 所示,3 类场景均由 MATLAB 二值占据栅格图直接生成(黑色区域代表障碍物,白色为可通行区域),尺寸设置为 1 600 m×1 600 m,起始点固定于左下角用方块表示,目标点位于右上角用圆点表示,图中所示呈树枝状发散的密集细线表示算法生成的随机搜索树,连接起始点与目标点的路径为 AVS-RRT* 算法规划

的最终路径。最后,采用路径长度(单位为 m)、程序运行时间(单位为 s)、路径点个数(N)及迭代次数(I)等指标对实验结果进行深入分析,以综合评估各算法在规划效率及收敛速度等方面的性能。

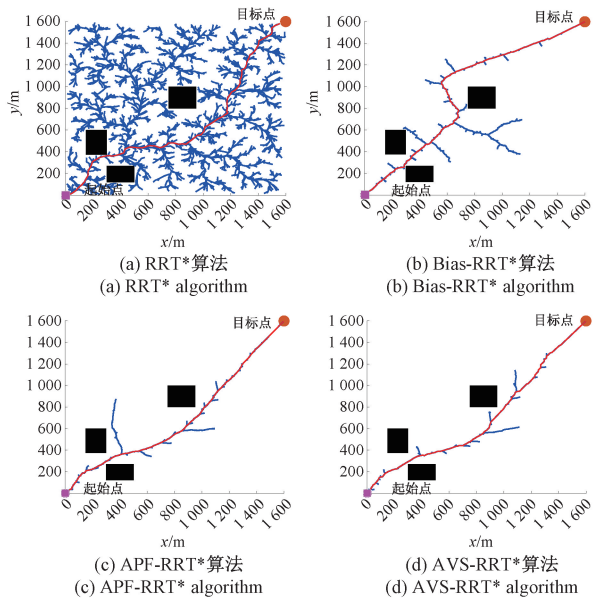


图 5 仿真环境 1
Fig. 5 Simulation environment 1

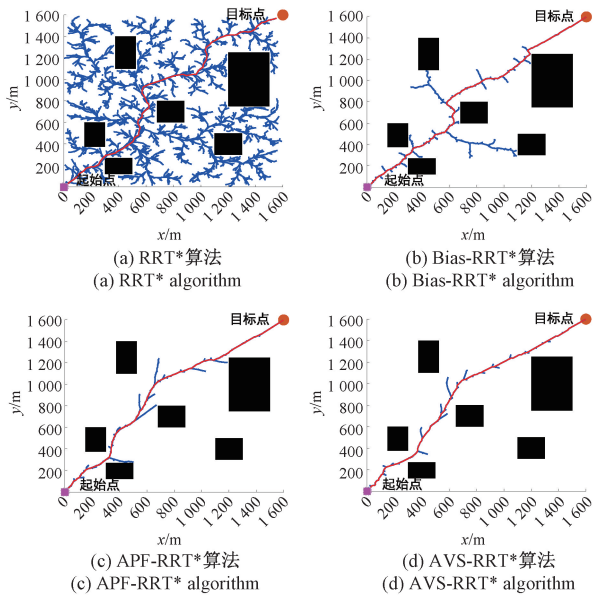


图 6 仿真环境 2
Fig. 6 Simulation environment 2

图 5~7 展示了 3 类不同复杂度场景下的路径规划结果,对本文算法与 RRT*、Bias-RRT* 及 APF-RRT* 3 种算法进行对比分析。总体来看,4 种算法均能够在给定环境中搜索得到由起始点到目标点的可行路径,表明各

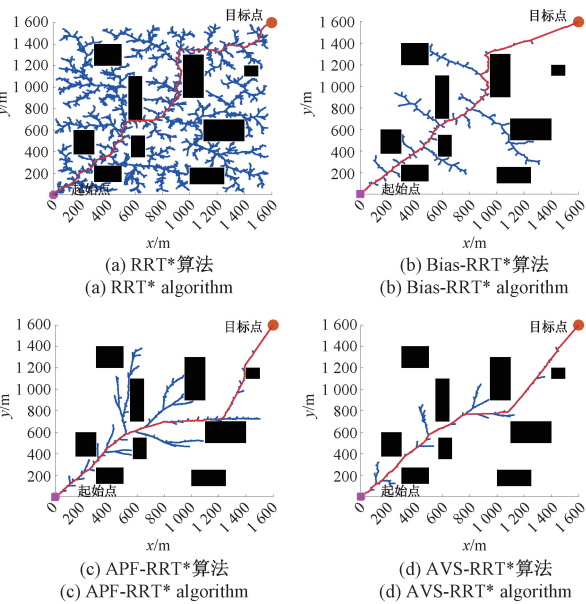


图 7 仿真环境 3
Fig. 7 Simulation environment 3

算法均具备基本的路径规划能力。然而,随着环境复杂度由简单场景逐步提高至中等复杂和复杂场景,障碍物的分布更加密集不同算法在路径形态、搜索效率及环境适应能力等方面的差异逐渐显现。相比之下,AVS-RRT* 在 3 类场景中均表现出较好的综合性能,其生成路径质量更高,冗余节点更少,且在复杂环境中仍能保持较高的搜索效率,体现出较强的环境适应能力。

相较于传统 RRT* 算法,AVS-RRT* 通过引入目标概率偏置策略,显著降低了随机扩展的盲目性,使搜索过程更具方向性。因而在图 5~7 所示不同复杂度场景中,本文算法生成路径质量更高,冗余节点更少,且在复杂环境下仍能保持较高的搜索效率。

相较于 Bias-RRT* 算法,AVS-RRT* 不仅保留了目标偏置带来的快速趋近目标优势,而且通过人工势场引导和自适应变步长策略进一步增强了对障碍物分布变化的响应能力。因而在中等复杂及复杂场景下,本文算法能够减少局部无效扩展,提高路径连贯性和整体规划稳定性。

相较于 APF-RRT* 算法,AVS-RRT* 算法的搜索速度提升显著。这是因为 APF-RRT* 算法采用固定的扩展尺度,缺乏根据局部障碍物分布自适应调整搜索步长的能力,因此在复杂环境中,其搜索效率和狭窄区域通过能力受到一定限制。本文提出的 AVS-RRT* 在人工势场启发式引导的基础上,引入自适应变步长策略,使算法能够根据障碍物占比动态调整扩展长度,在空旷区域增大步长加速节点生长,在障碍物密集区则减小步长以提升避障灵敏度,从而在不同环境区域中兼顾搜索速度与扩展精

度。同时,结合基于直连检测的剪枝策略进一步剔除了原始路径中的冗余中间节点,使最终路径质量更高,路径点数量显著减少。因此,相较于 APF-RRT*, AVS-RRT* 的优势主要体现在其综合搜索效率更高,更适用于复杂环境下的工程实现。为了进一步量化评估各算法的性能,表 2~4 详细列出了在 3 种环境下 4 种算法独立运行 50 次后的平均实验结果。

表 2 全局路径规划仿真环境 1 实验数据对比
Table 2 Comparison of experimental data for global path planning in simulation environment 1

算法	路径长度/ m	运行时间/ s	路径点 个数	迭代次数
RRT*	2 640	343. 9	392. 7	3 776
Bias-RRT*	2 490	43. 5	353. 2	1 340
APF-RRT*	2 350	31. 2	318. 2	961
AVS-RRT*	2 410	11. 5	189	489

表 3 全局路径规划仿真环境 2 实验数据对比
Table 3 Comparison of experimental data for global path planning in simulation environment 2

算法	路径长度/ m	运行时间/ s	路径点 个数	迭代次数
RRT*	2 510	309. 6	364. 3	3 819
Bias-RRT*	2 400	42. 4	341	1 267
APF-RRT*	2 340	33. 6	317	942
AVS-RRT*	2 400	19. 3	202	641

表 4 全局路径规划仿真环境 3 实验数据对比
Table 4 Comparison of experimental data for global path planning in simulation environment 3

算法	路径长度/ m	运行时间/ s	路径点 个数	迭代次数
RRT*	2 570	300. 4	387. 2	3 930
Bias-RRT*	2 580	101. 2	359. 4	2 913
APF-RRT*	2 410	93. 0	324	2 760
AVS-RRT*	2 430	68. 7	226	1 700

由表 2~4 可知,AVS-RRT* 算法在不同障碍物环境下性能都得到了很好的改善。

在面对简单障碍物环境如仿真环境 1,在运行时间方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 96. 66%、73. 56%、63. 14%;在路径点个数方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法

相比分别减少 51.87%、46.49%、40.60%;在迭代次数方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 87.05%、63.51%、49.12%。

在面对相对复杂障碍物环境如仿真环境 2,在运行时间方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 93.77%、54.48%、42.56%;在路径点个数方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 44.55%、40.76%、36.28%;在迭代次数方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 83.22%、49.41%、31.95%。

在面对复杂障碍物环境如仿真环境 3,在运行时间方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法

相比分别减少 77.13%、32.11%、26.13%;在路径点个数方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 41.63%、37.12%、30.25%;在迭代次数方面,与 RRT* 算法、Bias-RRT* 算法和 APF-RRT* 算法相比分别减少 56.74%、41.64%、38.41%。

在路径长度方面,与其他 3 种算法相比,AVS-RRT* 总体保持较优水平,说明本文方法在显著提升搜索效率的同时,未以明显牺牲路径质量为代价。

为了对上述 4 种算法进行更明显的性能对比,以评价 AVS-RRT* 算法的综合性能,针对 4 种算法的平均路径长度、平均运行时间、平均路径点个数和平均迭代次数绘制柱状仿真数据对比图,如图 8 所示。

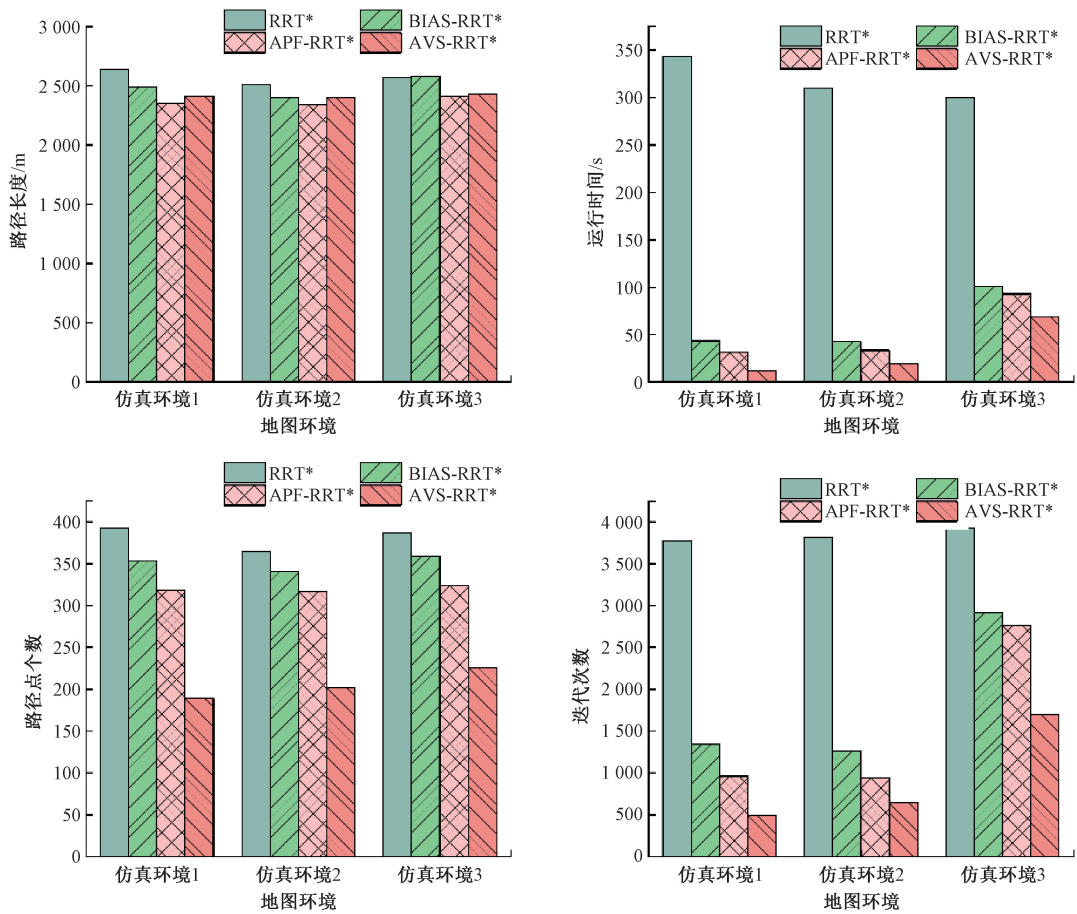


图 8 3 种环境下仿真数据对比

Fig. 8 Comparison of simulation data in three environments

由图 8 可知,AVS-RRT* 算法在 3 类不同复杂度环境下均表现出较优的综合性能。与传统 RRT*、Bias-RRT* 及 APF-RRT* 相比,本文算法的性能提升并非仅源于单一策略,而是目标概率偏置、自适应步长、人工势场启发式引导以及剪枝机制共同作用的结果。

首先,从运行时间与迭代次数来看,AVS-RRT* 在 3 种环境下均明显低于对比算法。这一结果与前文所提

出的目标概率偏置策略、启发式扩展机制与自适应步长策略相一致。根据式(1),算法在随机采样过程中以一定概率直接朝向目标区域扩展,从而降低了树在无效区域内盲目生长的概率,缩短了初始可行解的搜索时间。根据式(4)构造的人工势场合力进一步为新节点扩展提供方向引导,使采样树在保持随机性的同时具备更强的目标趋近性和障碍规避能力。根据式(2)的自适应步

长策略,根据局部环境复杂度动态调整扩展尺度。当随机点处于空旷区域时,较大的扩展步长有助于快速穿越自由空间;当进入障碍物密集区域时,步长自动减小,从而提高狭窄区域内的搜索精度和可行性。因此,相比其他 3 种算法,本文算法能够以更少的迭代次数完成可行路径搜索,进而降低整体运行时间。

其次,从路径点个数来看,AVS-RRT* 在 3 类环境中均取得最少的路径节点数。这说明所生成路径的冗余程度更低、结构更紧凑。其原因主要体现在两个方面:一方面,人工势场引导后的节点扩展方向更加合理,减少了传统随机扩展中频繁产生的无效折返节点;另一方面,本文所述的基于直连检测的剪枝策略通过检测非连续路径点之间的可直连性,剔除了不必要的中间节点,使最终保留的关键路径点数目明显下降。

最后,从路径长度指标看,本文算法并不总是绝对最短,但整体保持在较优水平,且与 APF-RRT* 十分接近。这表明本文方法在追求搜索效率提升的同时,并未明显牺牲路径质量。因此,该策略在搜索效率与路径质量之间实现了较好的平衡。

4 实验验证

本文第 3 章所述的仿真实验验证主要面向算法层,重点验证所提出 AVS-RRT* 全局路径规划策略在可控环境中的规划能力与优化效果。然而,仿真环境具有一定理想性,难以充分反映真实场景中传感器噪声、控制误差、运动学约束及动态障碍物扰动等因素对路径规划性能的影响。尤其对于 AVS-RRT* 与改进 TEB 的融合算法而言,其综合性能不仅取决于全局路径的生成质量,还与局部规划对环境变化的响应能力及机器人运动过程中的稳定性密切相关。因此,本章依托移动机器人实验平台,在静态环境和动静态障碍物耦合环境下开展实验验证,重点考察算法的路径执行效果、环境适应能力及运动稳定性。

4.1 移动机器人实验平台搭建

本文所采用的移动机器人以 NVIDIA Jetson Nano 为核心主控,运行 Ubuntu 18.04 (ROS Melodic) 系统,搭载激光雷达,用于环境感知、障碍物检测与二维地图构建,为导航与避障提供支持。底层采用 STM32F407 作为运动控制核心,通过串口接收主控指令,驱动电机实现稳定、实时的路径跟踪。机器人采用阿克曼转向结构,具有转向平稳、控制精度高的特点,适用于室内外复杂环境下的自主导航,移动机器人实物如图 9 所示。

4.2 移动机器人真实环境实验结果及分析

采用的实验环境如图 10 所示。

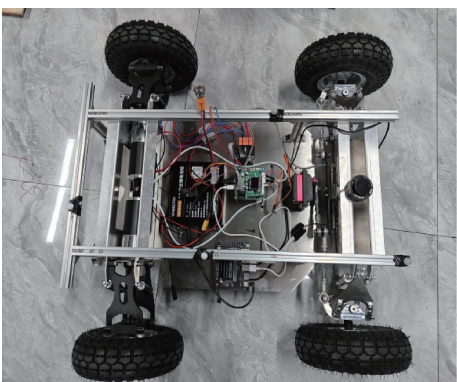


图 9 移动机器人
Fig. 9 Mobile robot



图 10 实验环境
Fig. 10 Experimental environment

在全局地图已知的静态环境和动静态障碍物耦合环境中,对 APF-RRT* 算法与融合后的算法分别进行 50 次路径规划实验。通过 Rviz 实现路径可视化,静态环境生成的轨迹如图 11 所示,实验数据如表 5 所示。

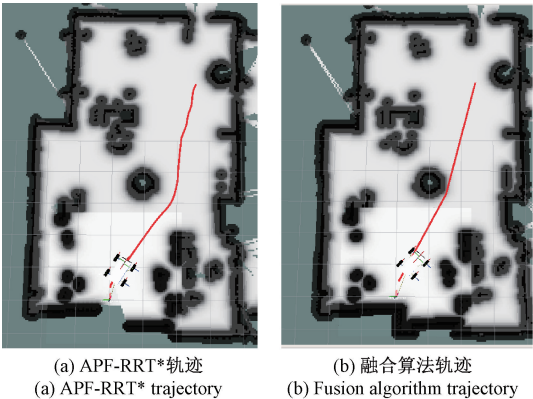


图 11 静态环境下轨迹规划

Fig. 11 Trajectory planning in static environments

由表 5 中的实验数据可知,融合算法相较于 APF-RRT* 算法,平均路径长度减少了 3.91%;平均运行时

表 5 静态实验数据对比

Table 5 Comparison of static experimental data

算法	路径长度/m	运行时间/s
APF-RRT*	9.47	34.98
融合算法	9.10	32.57

间减少 6.89%。实验结果表明融合算法在静态环境应用中,所规划出来的路径质量更高,规划路径更短,相比于

APF-RRT* 算法综合提升效果显著。但随着移动机器人在仓储物流等实际应用领域参与度越来越高,单一的静态场景已无法完全满足现实需求。为进一步模拟实际应用中面临的动静态耦合环境,在已有的静态环境中引入未知动态障碍物,如行人或其他智能体。移动机器人在包含动态障碍物的耦合环境中成功实现安全避让,生成的运动轨迹如图 12 所示。

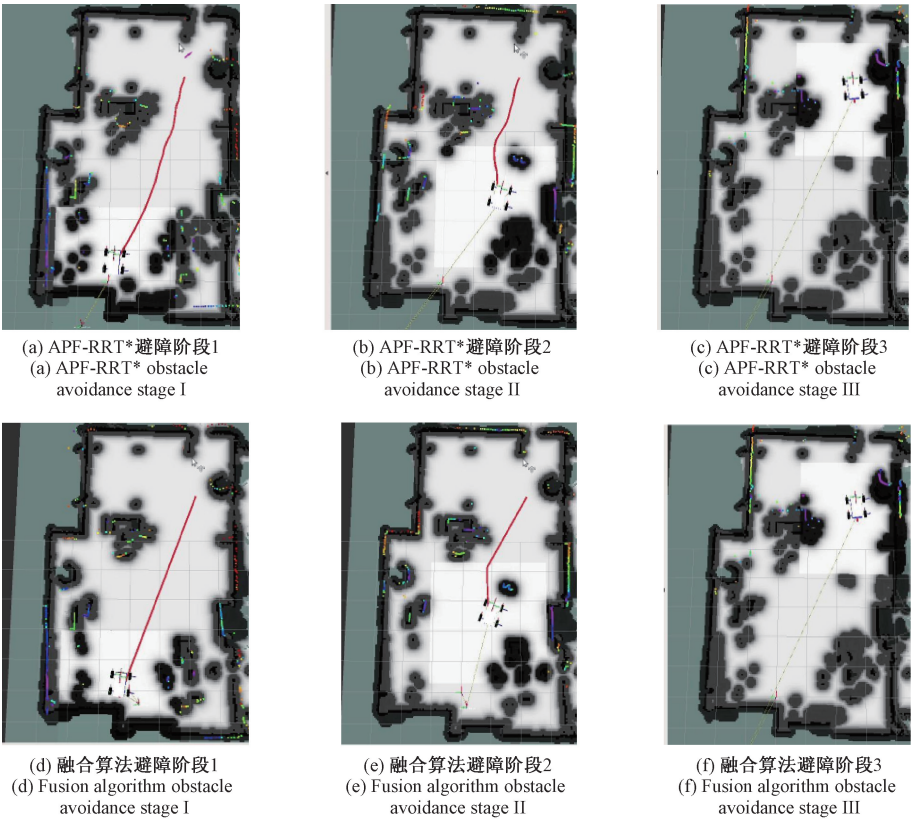


图 12 动静态耦合环境下轨迹规划

Fig. 12 Trajectory planning in dynamic-static coupled environments

图 12(a)~(c)分别为 APF-RRT* 算法避障阶段生成的路径轨迹。图 12(d)~(f)分别为融合算法避障阶段生成的路径轨迹。实验数据如表 6 所示。

表 6 动静态耦合实验数据对比

Table 6 Comparison of dynamic-static coupled experimental data

算法	路径长度/m	运行时间/s
APF-RRT*	9.59	36.86
融合算法	9.24	34.27

由表 6 可知,融合算法相比于 APF-RRT* 算法,平均路径长度减少了 3.65%;平均运行时间减少 7.03%。实

验结果表明融合算法在动静态耦合环境中,所规划路径质量更高,规划路径更短,算法综合提升效果显著。

4.3 移动机器人运动过程速度分析

为了分析移动机器人的运动性能,对其速度特性进行系统性评估。提取移动机器人在相同实验环境中分别采用传统 TEB 算法与改进 TEB 算法各 50 次实验的线速度信息,分别给出传统 TEB 算法和改进 TEB 算法的线速度曲线图,如图 13 和 14 所示。

分析线速度曲线图可知,传统 TEB 算法在 8~12 s 期间遭遇障碍物出现急停急起的问题且线速度振荡较为明显,改进 TEB 算法在经过相同障碍物时未出现急停急起现象,且线速度振荡明显减弱,波动幅值被限制在较小范围内。传统 TEB 算法与改进 TEB 算法线速度的最大振

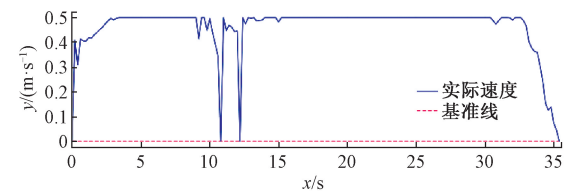


图 13 传统 TEB 算法线速度曲线

Fig. 13 Linear velocity curve diagram of traditional TEB algorithm

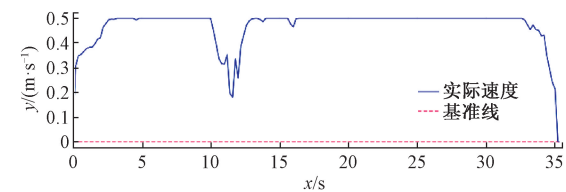


图 14 改进 TEB 算法线速度曲线

Fig. 14 Linear velocity curve diagram of improved TEB algorithm

荡幅值如表 7 所示,相较于传统 TEB 算法,改进 TEB 算法的最大线速度振荡幅值降低了 64%,结果表明改进 TEB 算法在提高线速度稳定性方面具有一定效果。

表 7 线速度分析

Table 7 Linear velocity analysis

算法	最大振荡幅值/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)
传统 TEB 算法	0.50
改进 TEB 算法	0.18

5 结 论

本文在全局规划层引入了基于局部环境复杂度的自适应变步长策略,结合目标概率偏置策略,融合人工势场法引导目标点生长,提升了算法的收敛速度和搜索效率。同时,通过基于直连检测的剪枝策略剔除冗余节点提升生成路径质量;与 RRT*、Bias-RRT* 和 APF-RRT* 相比,本文方法在运行时间、路径点个数和迭代次数等指标上均具有明显优势,其中复杂环境下与 APF-RRT* 相比,运行时间降低 26.13%,路径点个数降低 30.25%。

在局部规划层,以全局路径为参考轨迹,在 TEB 优化框架中引入了加速度变化率约束,以抑制动态避障过程中的急停急起与速度振荡,增强了移动机器人在动态环境中的适应能力。

在真实场景实验中,与 APF-RRT* 算法相比,融合算法在静态环境中平均路径长度减少了 3.91%,平均运行

时间减少了 6.89%。动静耦合环境下平均路径长度减少了 3.65%;平均运行时间减少 7.03%。且路径质量更高,充分证明了算法有效性。然而,此算法只考虑在平坦地形并未考虑崎岖地形环境对算法的影响,仍有改进空间。

参考文献

[1] 张永宏,郭子健,陆竹恒,等. 移动机器人路径规划算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2026, 62(2): 26-39.
ZHANG Y H, GUO Z J, LU ZH H, et al. Review of path planning algorithms for mobile robots[J]. Computer Engineering and Applications, 2026, 62(2): 26-39.

[2] DENG Y, CHEN Y X, ZHANG Y J, et al. Fuzzy Dijkstra algorithm for shortest path problem under uncertain environment[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(3): 1231-1237.

[3] YANG T Y, ZOU L, WU Z X, et al. An improved A-star algorithm coupled with graph division and AIS data for ship path planning[J]. Ocean Engineering, 2025, 330: 121234.

[4] ZHANG ZH, JIANG J, WU J, et al. Efficient and optimal penetration path planning for stealth unmanned aerial vehicle using minimal radar cross-section tactics and modified A-star algorithm[J]. ISA Transactions, 2023, 134: 42-57.

[5] 骆海涛,孙嘉泽,高鹏宇,等. 基于改进 RRT* 算法的智能轮椅全局路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 303-313.
LUO H T, SUN J Z, GAO P Y, et al. Intelligent wheelchair global path planning research based on the improved RRT* algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 303-313.

[6] 陈正升,田楚开,刘凯旋,等. 基于 MBIT* 的移动机器人渐进最优路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(5): 352-364.
CHEN ZH SH, TIAN CH K, LIU K X, et al. MBIT* for asymptotically optimal path planning of mobile robot[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(5): 352-364.

[7] 武晓雯,郭孟营,胡阿建,等. 基于改进遗传粒子群算法的无人机路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(4): 315-325.
WU X W, GUO M Y, HU A J, et al. Path planning for UAV based on improved hybrid genetic particle swarm algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,

- 2025, 46(4): 315-325.
- [8] LIU W L, YU ZH J, HUANG ZH X, et al. Multi-task ant colony optimization for multi-vehicle path planning[J]. Memetic Computing, 2025, 17(2): 26.
- [9] 张彪, 李永强. 基于动态寻优蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3): 74-85.
- ZHANG B, LI Y Q. Path planning of mobile robot based on the dynamic optimization ant colony algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3): 74-85.
- [10] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [11] 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]. 2014 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2014: 2997-3004.
- [12] XU J, SONG K CH, DONG H W, et al. A batch informed sampling-based algorithm for fast anytime asymptotically-optimal motion planning in cluttered environments[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 144: 113124.
- [13] JEONG I B, LEE S J, KIM J H. Quick-RRT*: Triangular inequality-based implementation of RRT* with improved initial solution and convergence rate[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 123: 82-90.
- [14] QURESHI A H, AYZAZ Y. Potential functions based sampling heuristic for optimal path planning[J]. Autonomous Robots, 2016, 40(6): 1079-1093.
- [15] 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.
- [16] 么鸣涛, 王嘉伟, 王俊, 等. 基于时空预测与转向优化的 DWA 动态路径规划[J]. 北京理工大学学报, 2026, 46(1): 38-46.
- YAO M T, WANG J W, WANG J, et al. DWA-based dynamic path planning with spatiotemporal prediction and steering optimization[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2026, 46(1): 38-46.
- [17] 栾添添, 王皓, 尤波, 等. 狭窄空间的位姿辅助点 TEB 无人车导航方法[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 121-128.
- LUAN T T, WANG H, YOU B, et al. TEB unmanned vehicle navigation method for position and attitude auxiliary points in narrow space[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 121-128.
- [18] ZHOU W X, XU J Q. Research on unmanned ship path planning algorithm based on RRT* and artificial potential field method[C]. 2024 5th International Seminar on Artificial Intelligence, Networking and Information Technology (AINIT), IEEE, 2024: 194-199.
- [19] 俞佳慧, 栾萌. 改进蚁群算法在无人艇路径规划中的应用[J]. 控制工程, 2022, 29(3): 413-418.
- YU J H, LUAN M. Application of improved ant colony optimization algorithm in path planning of unmanned surface vessels[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(3): 413-418.
- [20] TONG X L, YU SH EN, LIU G Y, et al. A hybrid formation path planning based on A* and multi-target improved artificial potential field algorithm in the 2D random environments[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 54: 101755.
- [21] YIN X, CAI P, ZHAO K W, et al. Dynamic path planning of AGV based on kinematical constraint A* algorithm and following DWA fusion algorithms[J]. Sensors, 2023, 23(8): 4102.
- [22] SU Y X, XIN J Y, SUN CH Y. Dynamic path planning for mobile robots based on improved RRT* and DWA algorithms[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2025, 72(10): 10595-10604.
- [23] 罗毅, 邓嘉. 基于改进 RRT-Connect 与 DWA 融合的移动机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2025, 37(10): 2545-2556.
- LUO Y, DENG J. Path planning for mobile robots based on improved RRT-Connect and DWA fusion[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(10): 2545-2556.
- [24] WANG CH Q, CHEN X Y, LI CH M, et al. Chase and track: Toward safe and smooth trajectory planning for robotic navigation in dynamic environments[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 70(1): 604-613.

作者简介



陈晨, 2015 年于哈尔滨工业大学获车辆工程专业硕士学位, 2021 年于哈尔滨工业大学获机械工程专业博士学位。现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向包括移动机器人(特别是足式机器人)的自主控制、动力学分析及控制系统设计。

E-mail: Danny_cc@hrbust.edu.cn

Chen Chen received his M. Sc. degree in vehicle engineering from Harbin Institute of Technology in 2015, and his Ph. D. degree in mechanical engineering from Harbin Institute of Technology in 2021. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include the autonomous control, dynamic analysis and control system designs of mobile robots, especially legged robots.



王小瑞, 2022 年于北华大学获得学士学位, 现于哈尔滨理工大学攻读硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人自主控制, 路径规划。

E-mail: w15506006736@163.com

Wang Xiaorui received his B. Sc degree from Beihua University in 2022. He is currently pursuing his M. Sc degree at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include the autonomous control of mobile robots and path planning.



尤波 (通信作者), 1982 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 1987 年于哈尔滨科技大学获得硕士学位, 1995 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学教授, 主要研究方向为智能机器人。

E-mail: youbo@hrbust.edu.cn

You Bo (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1982, his M. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1987, and his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1995. He is currently a professor at Harbin University of Science and

Technology. His main research interest includes intelligent robot.



张淑珍, 1991 年于太原科技大学获得学士学位, 2003 年于兰州理工大学获得硕士学位, 2013 年于兰州理工大学获得博士学位, 现为兰州理工大学教授, 主要研究方向为智能喷涂机器人及静电喷涂模型。

E-mail: zhangchen@lut.edu.cn

Zhang Shuzhen received her B. Sc. degree from Taiyuan University of Science and Technology in 1991, her M. Sc. degree from Lanzhou university of Technology in 2003, and her Ph. D. degree from Lanzhou University of Technology in 2013. She is currently a professor at Lanzhou university of Technology. Her main research interests include intelligent spray painting robot and electrostatic spray painting model.



孙聪, 2016 年于东北大学获得车辆工程学士学位, 2022 年于哈尔滨工业大学获得航空宇航科学与技术博士学位。现为东北大学机械工程与自动化学院副教授, 主要研究方向包括索驱动机器人及并联机器人智能控制。

E-mail: sunc@mail.neu.edu.cn

Sun Cong received his B. Sc. degree in vehicle engineering from Northeastern University in 2016, and his Ph. D. degree in aerospace science and technology from Harbin Institute of Technology in 2022. He is currently an associate professor with the school of mechanical engineering and automation, Northeastern University. His main research interests include cable driven robots, and intelligent control of parallel robots.