

融合改进 RRT-Connect 与 APF 的路径规划算法

赵卫东, 刘立磊, 吕红兵

(安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 为提高无人驾驶车辆路径规划的实时性与安全性, 提出一种融合改进双向快速扩展随机树 (RRT-Connect) 和人工势场 (APF) 的协同优化算法。首先采用动态步长策略, 根据节点与障碍物间距自适应调整扩展步长, 显著提高路径搜索效率; 其次融合 APF 特性, 利用其引力分量引导随机树向目标点方向偏置采样以加快收敛速度, 同时借助 APF 斥力分量实现障碍物规避以增强路径安全性; 进而引入双向剪枝策略结合三次 B 样条曲线优化, 有效缩短路径长度并提升轨迹平滑度; 特别地, 通过改进 APF 斥力函数增加目标点间距离分量, 解决目标点不可达问题, 又确保车辆在动态环境中能稳定抵达目标位置。为验证算法有效性, 基于机器人操作系统 (ROS) 搭建仿真平台, 在多种复杂障碍物场景下进行测试。结果表明: 与基准 RRT 和 RRT-Connect 算法, 本文提出的融合优化算法通过动态步长策略和采样函数改进, 使路径节点数量分别减少约 30% 和 12%, 路径长度分别缩短约 30% 和 13%, 搜索时间分别降低约 50% 和 3%; 经双向剪枝策略和三次 B 样条曲线的联合优化处理, 路径平滑度进一步提升、长度进一步缩短; 改进后的斥力函数不仅有效解决了目标点不可达问题, 同时提升了算法在动态复杂环境中的实时避障能力。

关键词: RRT-Connect; 人工势场法; 动态步长; 自适应采样; 无人驾驶; 实时避障; 运动平滑; 路径规划

中图分类号: TP 242; TU 411.01 **文献标志码:** A **doi:** 10.12415/j.issn.1671-7872.24088



Path Planning Algorithm of Integrating Improved RRT-Connect and APF

ZHAO Weidong, LIU Lilei, LYU Hongbing

(School of Electrical & Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

Abstract: An optimized path planning algorithm integrating improved bidirectional rapidly-exploring random tree (RRT-Connect) and artificial potential field (APF) was proposed to enhance the real-time performance and safety of autonomous vehicles. First, a dynamic step size strategy was adopted to adaptively adjust the expansion step size according to the distance between nodes and obstacles, significantly improving path search efficiency. Second, the characteristics of APF were incorporated, where its attractive potential component was utilized to bias sampling towards the target direction for accelerated convergence, while its repulsive potential component was employed to achieve obstacle avoidance for enhanced path safety. Furthermore, a bidirectional pruning strategy combined with cubic B-spline curve optimization was introduced to effectively shorten the path length and improve trajectory smoothness. Particularly, the APF repulsive function was modified by adding a target distance component to address the goal-unreachable issue while ensuring stable arrival at the target position in dynamic environments. To validate the algorithm's effectiveness, a simulation platform was established based on the robot operating system (ROS), and tests were conducted in various complex obstacle scenarios. The experimental results demonstrate that compared

收稿日期: 2024-05-12

基金项目: 安徽省自然科学基金项目 (2108085MF225)

作者简介: 赵卫东 (1976—), 男, 安徽阜阳人, 副教授, 主要研究方向为图像处理、机器人等。

引文格式: 赵卫东, 刘立磊, 吕红兵. 融合改进 RRT-Connect 与 APF 的路径规划算法 [J]. 安徽工业大学学报(自然科学版), 2025, 42(4):401-409, 417.

with the benchmark RRT and RRT-Connect algorithms, the proposed integrated optimization algorithm achieves approximately 30% and 12% reduction in path node quantity, 30% and 13% shortening in path length, and 50% and 3% decrease in search time respectively through the improvement of dynamic step strategy and sampling function. The path smoothness is further enhanced and the length is additionally reduced after being processed by the combined optimization of bidirectional pruning strategy and cubic B-spline curve. The modified repulsive potential function not only effectively solves the goal-unreachable problem but also improves the real-time obstacle avoidance capability of the algorithm in dynamic complex environments.

Keywords: RRT-Connect algorithm; artificial potential field (APF) method; dynamic step size; adaptive sampling; autonomous driving; real-time obstacle avoidance; motion smoothing; path planning

汽车无人驾驶技术作为当前科技发展前沿领域, 历经探索期、技术积累期已进入实际应用阶段, 在人工智能技术推动下成为研究热点。路径规划是无人驾驶关键技术, 主要解决复杂环境中车辆安全高效行驶路径的生成问题^[1]。路径规划算法分为全局路径规划和局部路径规划两类: 全局路径规划基于已知环境地图信息进行离线计算, 典型算法包括 Dijkstra 算法^[2]、A*算法^[3]、快速扩展随机树 (rapidly-exploring random tree, RRT) 算法^[4]等; 局部路径规划则依赖实时传感器数据进行动态在线规划, 代表性方法有人工势场 (artificial potential field, APF) 算法^[5]、时间弹性带算法^[6]和动态窗口算法^[7]等。无人驾驶技术的发展既表现为技术层面的持续突破, 又反映在实际应用场景的不断延伸。为提升无人驾驶车辆在复杂环境下的适应能力, 路径规划算法需要具备更强的环境适应性和系统鲁棒性。通过综合考量交通规则约束、车辆动力学特性以及实时路况变化等多重因素对路径规划算法进行优化, 可显著增强无人驾驶系统对复杂交通环境的决策应对能力, 这对促进无人驾驶技术的应用具有重要意义。

路径规划算法的选择需综合考量应用环境特征、障碍物分布特性及系统实时性要求等关键因素。基于采样的路径规划算法^[8]因其在高维空间中的稳定表现而特别适合于无人驾驶领域, 其中 RRT 算法作为经典代表, 虽无需对环境进行精确建模, 却存在搜索效率低下、路径拐点过多和轨迹路径长度冗余等问题。针对这些局限性, 学者们基于不同应用需求提出了系列改进算法。Kuffner 等^[9]提出的双向快速扩展随机树 (RRT-Connect) 算法通过在起点和终点生成双向随机树提升扩展速度, 但仍存在搜索效率不足与随机性过大的问题; 王坤等^[10]开发的动态 RRT-Connect (dynamic RRT-Connect, DRRT-Connect) 算法采用自适应调节步长调节机制提高规划效率, 但步长优化策略较为简单且路径长度优化效果有限; 黄壹凡等^[11]通过改进祖先节点选择机制并引入动

态步长优化策略缩短收敛时间, 却导致冗余节点和拐点增加; Ge 等^[12]将 APF 与 RRT-Connect 结合以增强搜索方向性, 但面临采样范围过大和效率低下的问题; 王冠强等^[13]通过限定采样区域提升规划效率, 但固定采样区域的设计影响了算法的概率完备性。尽管现有改进算法针对不同需求优化了 RRT-Connect 的性能, 但在复杂障碍物场景下的路径规划仍存在一定局限性。

在局部路径规划算法中, 动态窗口法对复杂障碍物的适应性较差, 时间弹性带法在动态环境中稳定性不足, 而 APF 算法则能有效处理动静障碍物避障问题。为此, 本研究提出一种 RRT-Connect 和 APF 相融合的优化路径规划算法, 通过引入 APF 引力和斥力场优化采样过程, 结合动态步长调整、双向剪枝和路径平滑处理, 在提升规划效率的同时保证路径质量; 特别通过改进斥力场函数设计, 实现无人在车在路径跟踪过程中的安全避障和精准定位。

1 路径规划算法的融合改进与优化

1.1 全局路径算法

1.1.1 动态步长策略

RRT-Connect 算法通过在起点和终点分别构建 Tree1 和 Tree2 树, 在采样空间随机生成探索点并向最近节点扩展路径。该算法采用固定步长策略存在局限: 步长过大时在狭窄路段或密集障碍物环境中易发生碰撞且采样效率降低; 步长过小时则导致开阔区域搜索速度下降^[14]。为此提出动态步长策略, 将步长 S 分为大步长 S_1 和小步长 S_2 两类, 通过实时比较节点与障碍物间距 ρ_1 与预设阈值 d 的相对关系选择合适的步长进行扩展。具体而言, 当障碍物与随机采样点较远, 即 $\rho_1 > d$ 时, 采用 S_1 进行搜索树的扩展; 当随机采样点接近障碍物, 即 $\rho_1 < d$ 时, 采用 S_2 进行搜索树的扩展。动态步长策略如图 1, 图中: P_1 为扩展起点, P_2 为随机采样点, P_3 为实际扩展点。

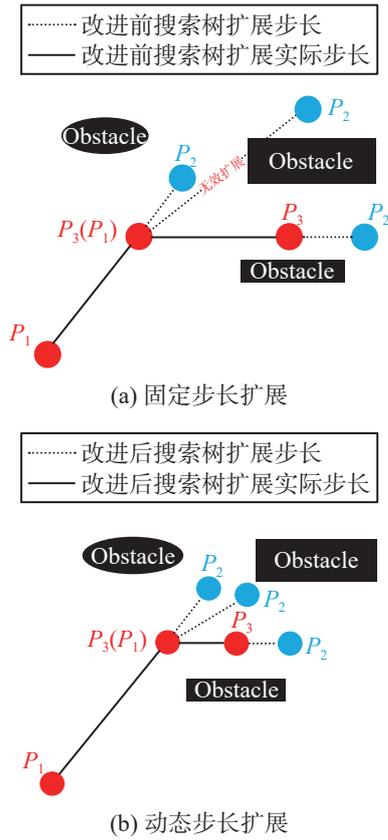


图1 固定和动态扩展步长策略示意图

Fig.1 Schematic diagram of fixed and dynamically expanding step-size strategies

由图 1 可看出: 固定步长扩展策略下, 当扩展起点 P_1 远离障碍物时路径扩展正常, 但在靠近障碍物区域易产生无效扩展, 显著降低搜索效率; 而动态步长扩展策略通过智能调节机制, 在安全区域采用大步长保持高效扩展, 在靠近障碍物区域自动切换为小步长, 有效消除了无效扩展现象, 大幅提升了算法的环境适应性。

1.1.2 采样函数优化

APF 作为一种经典的局部路径规划方法, 已广泛应用于无人驾驶导航与避障领域^[15-16]。该算法基于虚拟力场原理, 通过构建目标点吸引力与障碍物斥力的复合势场引导车辆运动轨迹: 吸引力场引导车辆向目标点运动, 斥力场则确保车辆与障碍物保持安全距离, 其工作原理如图 2。图中: 黑色部分表示障碍物; 蓝色部分表示无人车; P_4 为目标点; R_1, R_2 为斥力; R 为斥力的合力; $E(x)$ 为斥力函数; $A(x)$ 为引力函数。节点 x 的势场力函数 $F(x)$ 可表示为:

$$F(x) = A(x) + E(x) \quad (1)$$

为提高采样效率, 在 RRT-Connect 算法中引入 APF 引力场机制, 通过势场引导随机树向目标点方向偏置采样, 效果如图 3。

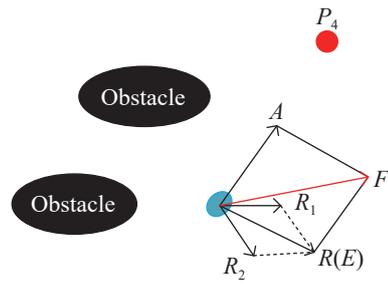


图2 APF 原理示意图

Fig.2 Schematic diagram of APF principle

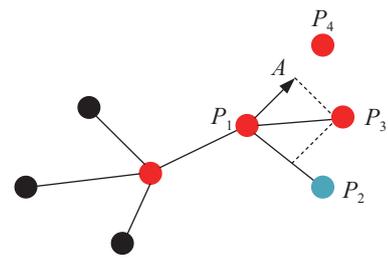


图3 APF 引力分量示意图

Fig.3 Schematic diagram of APF attractive force component

在 RRT-Connect 算法执行过程中, 当随机树扩展起点 P_1 开始生长时, 引力函数 $A(x)$ 会动态调整每次节点 x 扩展的生长方向, 其具体作用机制如式 (2):

$$F(x) = Y(x) + A(x) \quad (2)$$

随机扩展点函数 $Y(x)$ 如式 (3):

$$Y(x) = S \frac{P_2 - P_5}{|P_2 - P_5|} \quad (3)$$

引力函数 $A(x)$ 如式 (4):

$$A(x) = Sg \frac{P_2 - P_5}{|P_2 - P_5|} \quad (4)$$

式中: g 为引力增益系数; P_5 为当前树距随机采样点 P_2 最近的点。

RRT-Connect 算法在随机采样过程中易产生采样点紧贴障碍物的现象。为此, 引入 APF 斥力场机制, 当检测到采样点临近障碍物时, 斥力场会引导采样点向安全方向偏移, 有效改善路径质量并降低碰撞风险, 其优化效果如图 4。

在 RRT-Connect 算法的随机树扩展过程中, 当采样点邻近障碍物时, 系统会实时引入斥力函数 $E(x)$ 在节点 x 扩展时修正扩展点生长方向, 如式 (5):

$$F(x) = Y(x) + E(x) \quad (5)$$

障碍物斥力函数 $E(x)$ 如式 (6):

$$E(x) = \begin{cases} 0, & \rho > \rho_0 \\ Sk \left(\frac{1}{\rho} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{1}{\rho^2} \frac{(P_2 - R)}{P_2}, & \rho < \rho_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: k 为斥力增益系数; ρ 为随机点与障碍物的间距; ρ_0 为障碍物斥力的影响半径。

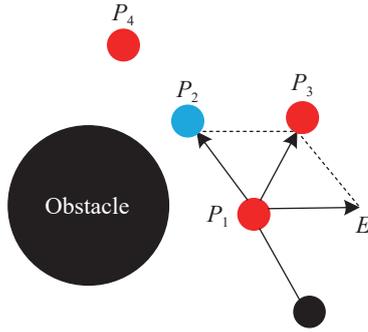


图4 APF斥力分量示意图

Fig. 4 Schematic diagram of APF repulsive force component

1.1.3 双向剪枝策略

RRT-Connect 算法生成的路径通常由多段连续的线段组成,其中包含大量转折点。这些冗余的转折点会导致路径存在大量无意义的节点,降低路径平滑度并增加路径长度^[17-18]。为优化初始路径,需对其进行剪枝处理以去除冗余节点^[19],从而缩短路径长度并减少不必要的转折。传统路径剪枝策略通常采用单向处理方式,即从起点或终点开始逐步剔除冗余节点,这种策略效率较低。为此,借鉴 RRT-Connect 算法的双向扩展思想,提出一种新的双向剪枝优化策略,同时从起点和终点向路径中间进行剪枝,通过双向搜索快速去除多余节点,加快优化速度,最终得到更优化的路径。

如图 5 所示,初始路径分为左右两部分进行双向剪枝优化。左半部分从起点出发,依次检测后续节点与起点的直线可达性,遇到障碍则跳过,直至找到首个无障碍节点后直接连接并删除中间冗余节点,以该节点为新起点继续迭代直至连接中间节点;右半部分对称地从终点逆向执行相同操作。如图 4 所示,经优化后仅保留关键中间节点,有效减少了路径冗余。图中 P_6 为冗余节点, P_7 为中间节点。

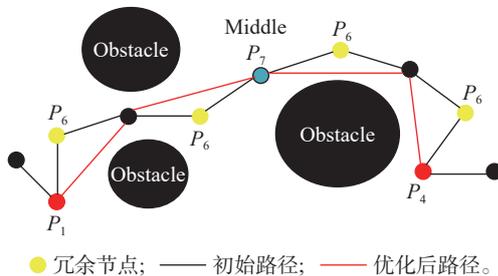


图5 节点筛选示意图

Fig. 5 Schematic diagram of node filtering

1.1.4 路径平滑处理

经双向剪枝策略优化的路径虽可剔除冗余节点,但仍存在转折不够平滑的问题。三次 B 样条曲线(cubic B-spline curve)^[20-21]在路径规划中被广泛应用,能够平滑路径,使路径更适合无人车追踪。文中采

用三次 B 样条曲线对经过双向剪枝策略处理的路径进行平滑处理,其表达式为:

$$C(x) = \sum_{i=0}^n B_{i,3}(x)T_i \quad (7)$$

其中: $C(x)$ 为路径上任意点的坐标; T_i 为第 i 个控制点的坐标; $B_{i,3}(x)$ 为三次 B 样条基函数,推导公式为:

$$B_{i,3}(x) = \frac{1}{6} \left[(1-x)^3, 4-6x^2+3x^3, 1+3x+3x^2-3x^3, x^3 \right] \quad (8)$$

通过式 (8) 可用 4 个点构造一段三次 B 样条曲线,具体表达式为:

$$\begin{cases} B_{0,3}(x) = \frac{1}{6}(1-x)^3 \\ B_{1,3}(x) = \frac{1}{6}(3x^3-6x^2+4) \\ B_{2,3}(x) = \frac{1}{6}(-3x^3+3x^2+3x+1) \\ B_{3,3}(x) = \frac{1}{6}x^3 \end{cases} \quad (9)$$

最终,三次 B 样条曲线的表达式为:

$$C(x) = T_0 \cdot B_{0,3}(x) + T_1 \cdot B_{1,3}(x) + T_2 \cdot B_{2,3}(x) + T_3 \cdot B_{3,3}(x) \quad (10)$$

控制点坐标 T_i 决定曲线形状,其中 4 个控制坐标 T_0, T_1, T_2, T_3 用于定义一段 B 样条函数。基函数 $B_{i,3}(x)$ 是生成 B 样条曲线的权重函数,决定曲线在每个控制点处的影响范围和平滑程度;通过控制点 T_i 和 $B_{i,3}(x)$ 的线性组合生成平滑且连续的曲线,使无人车能够更顺畅地跟随规划路径,从而提升路径的可行性和安全性。

1.2 局部路径算法

1.2.1 斥力函数优化

障碍物斥力场随无人车与障碍物距离动态变化:当无人车远离障碍物时,斥力作用较弱,对应势能接近零;靠近障碍物时,斥力场逐渐增强,产生的排斥势能逐渐升高。障碍物的斥力函数如下:

$$E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}h\left(\frac{1}{\rho_2} - \frac{1}{\rho_3}\right)^2, & 0 \leq \rho_2 \leq \rho_3 \\ 0, & \rho_3 < \rho_2 \end{cases} \quad (11)$$

式中: h 为斥力的比例常数; ρ_2 为无人车与障碍物的距离; ρ_3 为安全距离。

传统斥力函数存在局限性:障碍物与目标点距离过近时,目标点的引力会衰减至零而障碍物斥力依然存在,导致无人车无法稳定停留在目标位置;当障碍物产生的合斥力与目标点产生的引力大小相等且方向相反时,系统会陷入零合力平衡状态,造成无人车在路径上停滞不前。为此对斥力函数进行改进,如图 6。改进后的斥力函数包括两部分:第一部分

保留传统斥力特性, 方向由障碍物指向无人车, 大小同时受障碍物距离和目标点距离双重调节, 以更好地平衡引力和斥力, 避免传统斥力函数的缺陷, 障碍物斥力为图中黄色箭头 R_1 ; 第二部分引入指向目标点的导向斥力 (紫色箭头 R_2), 方向由无人车指向目标点, 大小由障碍物距离和目标点接近度共同决定。通过矢量叠加将两部分斥力合并成为新型斥力 R , 即新的斥力函数 $E_1(x)$, 图中深红色箭头 F 为新斥力 E_1 与引力 A 相结合得到无人车的最终受力。

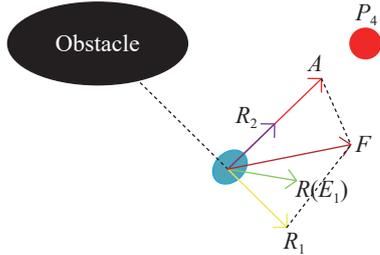


图6 APF 斥力函数改进示意图

Fig. 6 Schematic diagram of improved repulsive function in APF

经过上述改进, 新的斥力函数如下:

$$E_1(x) = \begin{cases} h\left(\frac{1}{\rho_2} - \frac{1}{\rho_3}\right) \frac{\rho_4^n}{\rho_2^2}, & 0 \leq \rho_2 \leq \rho_3 \\ \frac{n}{2} h\left(\frac{1}{\rho_2} - \frac{1}{\rho_3}\right)^2 \rho_4^{n-1}, & \rho_3 < \rho_2 \end{cases} \quad (12)$$

式中: ρ_4 为无人车当前位置到目标点的距离; n 为任意常数, 控制斥力衰减的程度。改进后的斥力场具有自收敛特性: 当无人车抵达目标点时, 障碍物斥力与导向斥力将同步衰减至零。

1.2.2 动态避障

APF 算法通过模拟物理力场实现路径规划, 其原理是使无人车在目标点引力与障碍物斥力的合力作用下安全导航至目标位置。该算法综合考虑静态障碍物和动态障碍物^[22-23]的实时影响: 对于静态障碍物建立基于位置的固定斥力场, 对动态障碍物根据其位置和速度矢量构建时变斥力场。设无人车当前位置为 P_1 , 目标点为 P_4 , 静态、动态障碍物位置分别为 P_8, P_9 , 则无人车受到的势场力合力 (F) 为:

$$F = A + E \quad (13)$$

式中 A 通常使用引力势函数表示:

$$A = g(P_4 - P_1) \quad (14)$$

无人车受到的障碍物斥力 (E) 可使用斥力势函数表示, 通常是对每个障碍物计算斥力并求和:

$$E = \sum_i k \cdot \frac{\rho_{2i}}{\|\rho_{2i}\|^2} \quad (15)$$

其中: $\|\cdot\|$ 表示向量的模; ρ_{2i} 为无人车到第 i ($i = 1, 2, \dots, n$) 个障碍物的距离。无人车所受的障碍物斥

力 (E) 通过障碍物位置和速度计算, 故 APF 算法的动态避障是基于模拟物体间相互作用的力, 通过构建虚拟势场引导无人车避开障碍物并到达目标点。

综上所述: 本文提出的融合改进算法通过多阶段优化实现高效路径规划: 首先在引力场与改进斥力场的协同作用下进行偏置采样, 结合动态步长策略实现随机树的高效扩展直至双树连接, 形成初始全局路径; 继而采用双向剪枝算法剔除冗余节点, 再通过三次 B 样条曲线进行平滑优化, 获得精简平滑的基准路径; 针对动态障碍物, 基于包含速度场修正项的 APF 算法实现实时避障, 同时改进斥力场函数确保目标点可达性。如图 7 所示, 该算法实现了全局路径优化与局部动态避障的有机统一, 显著提升了复杂环境下的路径规划质量与可靠性。

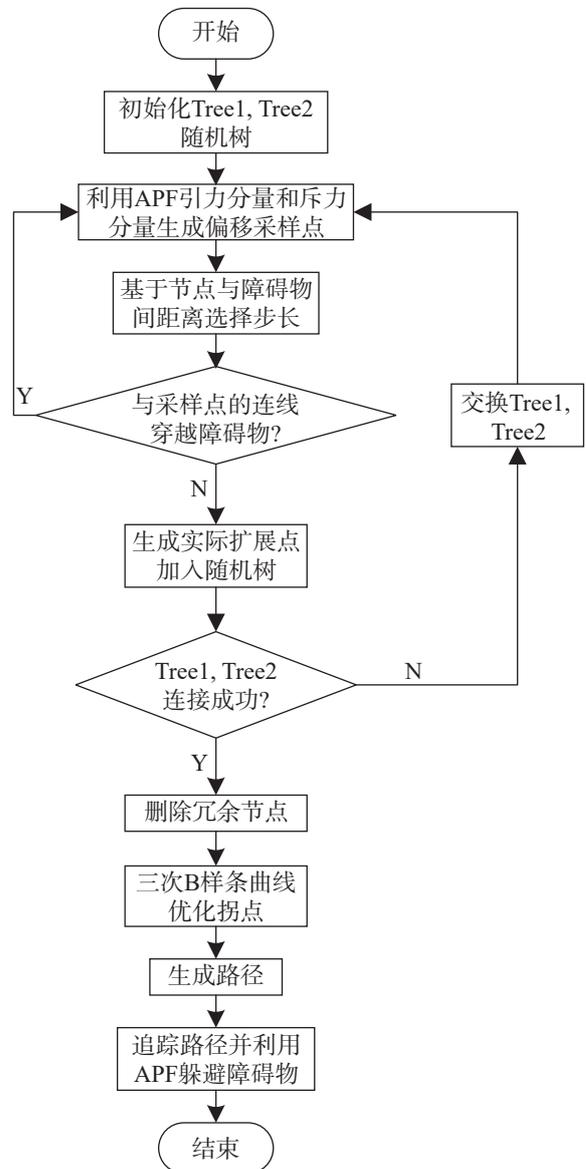


图7 算法实现流程图

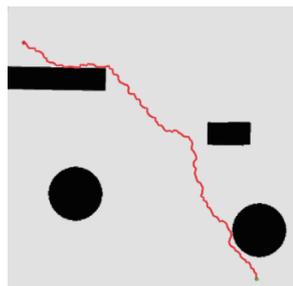
Fig. 7 Algorithm implementation flowchart

2 仿真实验

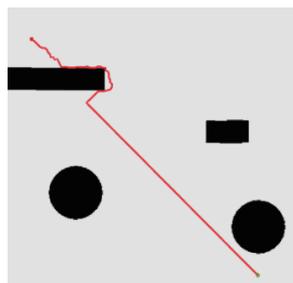
为验证本文提出的融合改进算法在路径规划、优化及动态避障能力,在 Ubuntu18.04 环境下基于机器人操作系统(robot operating system, ROS)和 C++语言进行仿真实验。实验参数设置如下:最大迭代次数为 3 000 次,大步长 s_1 为 5、小步长 s_2 为 1;引力增益系数 g 为 2,以保持足够的目标导向性,同时避免吸引力过强导致避障迟滞;斥力增益系数为 120,在确保障碍物有效排斥的前提下维持路径稳定性,二者协同实现导航吸引力与避障安全性之间的最优平衡。

2.1 路径规划能力

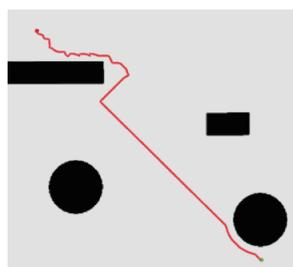
采用基准 RRT 算法、RRT-Connect 算法和本文提出的融合改进算法分别在简单障碍物、复杂障碍物和狭窄通道场景下进行路径规划实验,结果如图 8~10。图中黑色部分为障碍物,白色部分为可通行区域。



(a) RRT算法



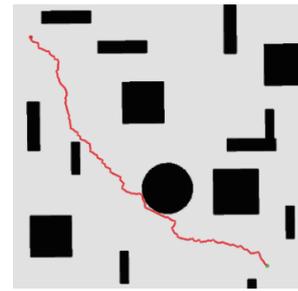
(b) RRT-Connect算法



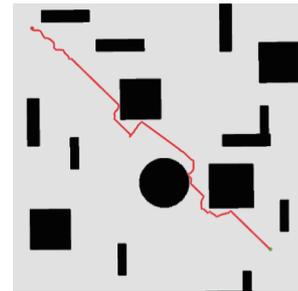
(c) 融合改进算法

图8 3种算法在简单障碍物场景下的仿真结果

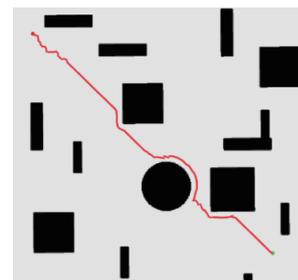
Fig. 8 Simulation results of three algorithms in a simple obstacle scenario



(a) RRT算法



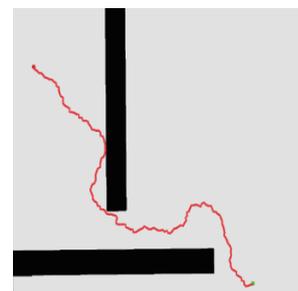
(b) RRT-Connect算法



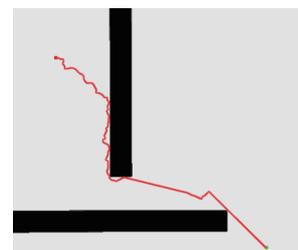
(c) 融合改进算法

图9 3种算法在复杂障碍物场景下的仿真结果

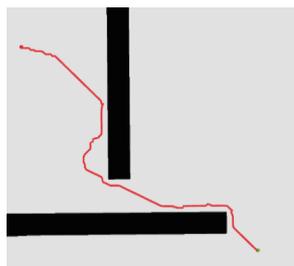
Fig. 9 Simulation results of three algorithms in a complex obstacle scenario



(a) RRT算法



(b) RRT-Connect算法



(c) 融合改进算法

图 10 3 种算法在狭窄通道场景下的仿真结果

Fig. 10 Simulation results of three algorithms in a narrow passage scenario

由图 8~10 可见: 3 种算法在简单障碍物、复杂障碍物和狭窄通道场景下均能实现由起点到终点的路径规划, 基准 RRT 算法、RRT-Connect 算法因扩展随机性强生成的路径曲折冗长。而本文融合改进算法通过引入 APF 引力分量引导随机树向目标点方向偏置采样, 生成的路径长度明显缩短; 同时利用引入 APF 斥力分量引导随机树向远离障碍物方向偏置采样, 生成的路径与障碍物保持更远的距离。

为避免算法规划路径的偶然性, 采用上述 3 种算法在简单障碍物、复杂障碍物和狭窄通道场景下分别进行 50 次实验, 统计算法在不同场景下规划路径的节点、长度和运行时间 (平均值), 结果如表 1。

表 1 3 种路径规划算法的性能指标

Tab.1 Performance metrics indicators of three path planning algorithms

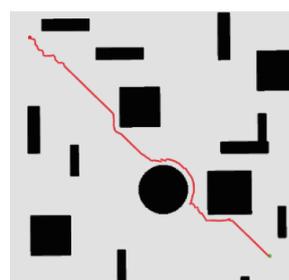
环境	算法	节点/个	长度/m	时间/s
简单障碍场景	RRT	62	149.73	10.41
	RRT-Connect	47	122.11	6.14
	本文	43	104.82	5.91
复杂障碍场景	RRT	125	153.40	12.01
	RRT-Connect	105	129.71	6.87
	本文	89	113.06	6.59
狭窄通道场景	RRT	224	175.69	16.27
	RRT-Connect	183	128.35	9.16
	本文	160	109.68	8.94

由表 1 可见: 相较于 RRT 和 RRT-Connect 算法, 本文算法在简单障碍场景下路径节点数分别减少了 30.6% 和 8.5%, 长度分别减少了 30.0% 和 14.2%, 平均运行时间分别减少了 43.2% 和 3.8%; 在复杂障碍场景下, 路径节点数分别减少了 28.8% 和 12.8%, 长度分别减少了 26.3% 和 14.2%, 平均运行时间分别减少了 50.5% 和 4.0%; 在狭窄通道场景下, 路径

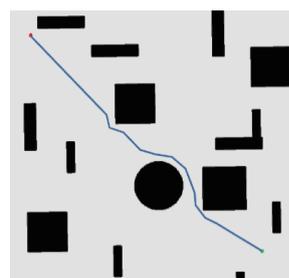
节点数分别减少了 28.6% 和 12.6%, 长度分别减少了 37.6% 和 14.5%, 平均运行时间分别减少了 45.1% 和 2.4%。由此表明, 本文算法在不同地图环境下均展现出更高的搜索效率和更快的收敛速度。

2.2 路径优化能力

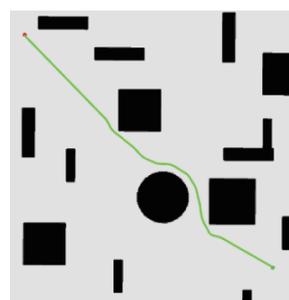
为验证融合改进算法路径优化的能力, 针对其规划的初始路径 (图 9(c)) 开展优化仿真实验, 依次采用双向剪枝策略消除冗余节点后, 再通过三次 B 样条曲线进行平滑处理, 优化结果如图 11。



(a) 路径优化前



(b) 剪枝优化



(c) 平滑优化

图 11 路径优化效果

Fig. 11 Path optimization effect

由图 11 可看出: 经双向剪枝策略优化后, 融合改进算法的路径冗余节点数减少 13.4%, 路径长度缩短 18.5%, 有效消除了不必要的绕行; 后续通过三次 B 样条曲线处理, 路径尖点和转折被进一步消除, 平滑度进一步提高、长度进一步缩短, 最终获得更优的规划效果。

2.3 动态避障能力

在动态路径规划场景中, 无人车受移动障碍物 (行人/车辆) 斥力作用易导致避碰失效或目标点不

可达问题。为验证优化斥力函数的有效性,开展动态避障仿真实验,结果如图 12, 13。图中左下角为起点, 右上角为终点规划路径。

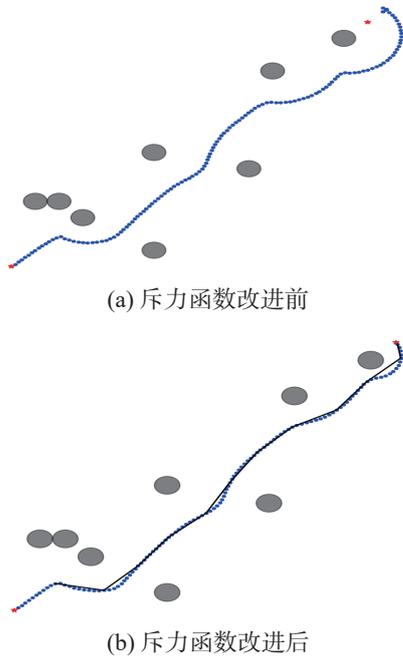


图 12 优化目标可达性示意图

Fig. 12 Illustration of optimized target accessibility

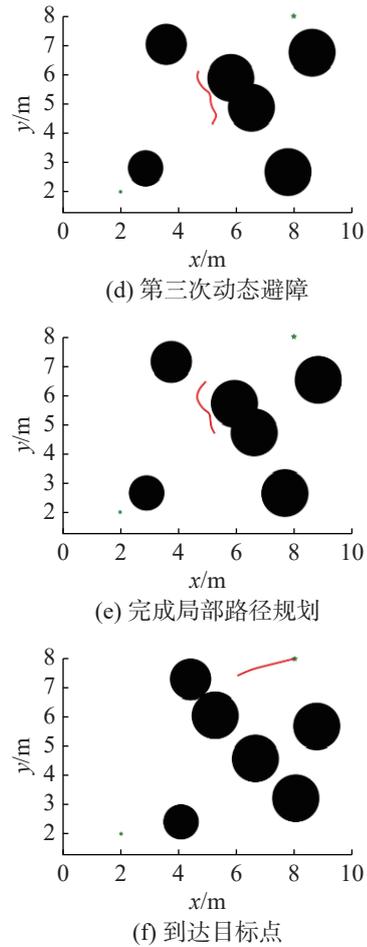


图 13 动态避障示意图

Fig. 13 Schematic diagram of dynamic obstacle avoidance

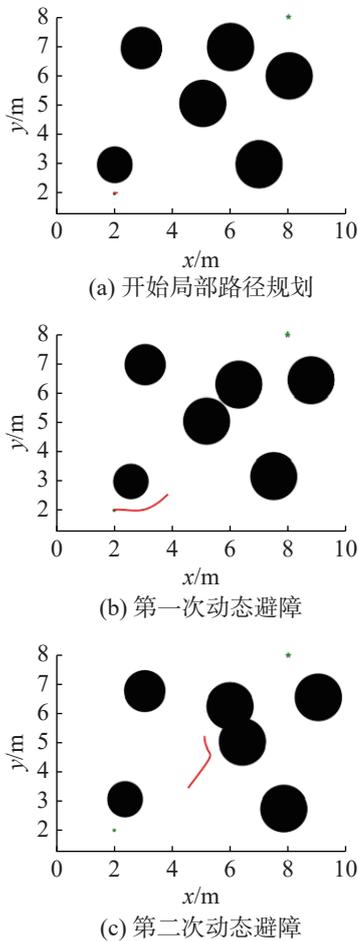
由图 12 可看出: 传统斥力函数存在明显缺陷, 当障碍物斥力与目标点引力形成力平衡时, 会导致无人车在目标点附近持续振荡; 而改进后的斥力函数通过引入目标距离衰减因子, 动态调节斥力场强度, 成功消除了这一现象, 使无人车能够稳定抵达目标位置, 有效提升了目标点可达性。

图 13 显示, 改进后的斥力函数使无人车在动态环境中展现出优异的避障性能: 既能灵活规避移动障碍物, 又能稳定抵达目标点。该结果验证了融合改进算法在动态场景下的可靠性与适应性, 证明优化后的斥力函数显著提升了系统的动态避障能力。

3 结论

为解决无人车复杂环境路径规划问题, 提出一种融合改进的优化算法, 该算法通过整合 RRT-Connect 的快速空间探索能力与 APF 算法的精准避障优势, 并引入路径优化策略, 经仿真验证得到如下主要结论:

- 1) 针对 RRT-Connect 算法的不足, 通过设置动



态步长避免随机扩展树在障碍物附近产生无效扩展,同时优化采样函数;引入 APF 引力分量引导采样方向,结合斥力分量确保路径安全避障;采用双向剪枝策略消除路径冗余节点后,再利用三次 B 样条曲线进行全局路径平滑处理。结果表明,优化算法显著缩短了路径长度、降低节点数并提升规划效率,最终获得无冗余且平滑的可行路径。

2) 针对 APF 算法的局限性,通过优化斥力函数解决了目标点不可达问题,同时提升了局部算法在动态环境中的避障能力。结果表明,优化后的斥力函数有效消除了因障碍物斥力与目标点引力相互抵消而导致的不可达问题,并在动态环境中实现了稳定可靠的目标点到达能力。

然而在复杂障碍物场景下,本文算法仍存在陷入局部最优解的局限性,导致难以获取全局最优路径。未来研究可引入动态逃逸机制,当检测到无人车停滞于局部最优时自动切换至较大逃逸半径模式,强制引导车辆脱离当前困境区域后重新规划路径向目标点推进。

参考文献:

- [1] WANG X D, LUO X, HAN B L, et al. Collision-free path planning method for robots based on an improved rapidly-exploring random tree algorithm[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(4):1381.
- [2] LOTFI M, OSÓRIO G J, JAVADI M S, et al. A dijkstra-inspired graph algorithm for fully autonomous tasking in industrial applications[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2021, 57(5):5448-5460.
- [3] LIU H, WEI X G, LI J, et al. A star identification algorithm based on recommended radial pattern[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(8):8030-8040.
- [4] LAVALLE S M. Rapidly-exploring random trees: a new tool for path planning[J]. *International Journal of Robotics & Research*, 1999, 15(5):378-400.
- [5] 董炫良, 赵桂清. 人工势场引导蚁群算法的机器人导航路径规划[J]. *机械设计与制造*, 2021(6):169-173.
DONG X L, ZHAO G Q. Robot navigation path planning based on ant colony algorithm guided by artificial potential field[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2021(6):169-173.
- [6] RÖSMANN C, HOFFMANN F, BERTRAM T. Integrated online trajectory planning and optimization in distinctive topologies[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 88:142-153.
- [7] 卞永明, 季鹏成, 周怡和, 等. 基于改进型 DWA 的机器人避障路径规划[J]. *中国工程机械学报*, 2021, 19(1):44-49.
- [8] 彭求志, 田丽, 吴道华, 等. 基于混合算法的机器人路径规划[J]. *安徽大学学报(自然科学版)*, 2021, 45(5):77-83.
PENG Q Z, TIAN L, WU D H, et al. Robot path planning based on hybrid algorithm[J]. *Journal of Anhui University (Natural Science Edition)*, 2021, 45(5):77-83.
- [9] KUFFNER J J, LAVALLE S M. RRT-Connect: an efficient approach to single-query path planning[C]//*Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2000:995-1001.*
- [10] 王坤, 黄勃, 曾国辉, 等. 基于改进 RRT-Connect 的快速路径规划算法[J]. *武汉大学学报(理学版)*, 2019, 65(3):283-289.
WANG K, HUANG B, ZENG G H, et al. Faster path planning based on improved RRT-Connect algorithm[J]. *Journal of Wuhan University (Natural Science Edition)*, 2019, 65(3):283-289.
- [11] 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 C. Mobile robot path planning based on improved RRT-Connect algorithm[J]. *Computer Engineering*, 2021, 47(8):22-28.
- [12] GE Q Y, LI A J, LI S H, et al. Improved bidirectional RRT path planning method for smart vehicle[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021, 2021:6669728.
- [13] 王冠强, 张驰洲, 陈明松, 等. 融合 RRT-Connect 和 DWA 算法的室内移动机器人单目标点导航任务研究[J]. *中南大学学报(自然科学版)*, 2023, 54(11):4326-4337.
WANG G Q, ZHANG C Z, CHEN M S, et al. Research on single-target point navigation task of indoor mobile robot integrating RRT-Connect and DWA algorithms[J]. *Journal of Central South University (Science and Technology)*, 2023, 54(11):4326-4337.
- [14] 王蔡琪, 崔西宁, 熊毅, 等. 基于节点到障碍物距离的自适应扩展 RRT* 路径规划算法[J]. *计算机应用*, 2025, 45(3):920-927.
WANG C Q, CUI X N, XIONG Y, et al. Adaptive extended RRT* path planning algorithm based on the distance between nodes and obstacles[J]. *China Industrial Economics*, 2025, 45(3):920-927.

- Physics of Fluids*, 2022, 34(8):087116.
- [20] CHEN S Q, SHAN B, LI Y. Efficient discrete physics-informed neural networks for addressing evolutionary partial differential equations[EB/OL]. 2023:2312.14608. <https://arxiv.org/abs/2312.14608v1>.
- [21] JACKSON K R, BUTCHER J C. The numerical analysis of ordinary differential equations Runge–Kutta and general linear methods[J]. *Mathematics of Computation*, 1988, 51(183):377.
- [22] ZHOU M, HAN J Q, RACHH M, et al. A neural network warm-start approach for the inverse acoustic obstacle scattering problem[J]. *Journal of Computational Physics*, 2023, 490:112341.
- [23] 朱永超, 万晓云, 周保兴. 基于双精度与四精度的重力场解算精度分析 [J]. *大地测量与地球动力学*, 2020, 40(1):94–97, 110.
ZHU Y C, WAN X Y, ZHOU B X. Accuracy analysis of the double precision and quadruple precision gravity field solution[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2020, 40(1):94–97, 110.
- [24] 金洁茜, 谢和虎, 杜配冰, 等. 基于双倍双精度施密特正交化方法的 QR 分解算法 [J]. *计算机科学*, 2023, 50(6):45–51.
JIN J X, XIE H H, DU P B, et al. QR decomposition based on double-double precision gram-schmidt orthogonalization method[J]. *Computer Science*, 2023, 50(6):45–51.
- [25] WANG S F, TENG Y J, PERDIKARIS P. Understanding and mitigating gradient flow pathologies in physics-informed neural networks[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2021, 43(5):A3055–A3081.
- [26] WANG S F, YU X L, PERDIKARIS P. When and why PINNs fail to train: a neural tangent kernel perspective[J]. *Journal of Computational Physics*, 2022, 449:110768.
- [27] 曹嵘晖, 唐卓, 左知微, 等. 面向机器学习的分布式并行计算关键技术及应用 [J]. *智能系统学报*, 2021, 16(5):919–930.
CAO R H, TANG Z, ZUO Z W, et al. Key technologies and applications of distributed parallel computing for machine learning[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(5):919–930.

责任编辑: 何莉

(上接第 409 页)

- [15] 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.
NIU X, ZHANG Z A. Research on path planning algorithm for multi-obstacle environment based on improved RRT[J]. *Electronic Design Engineering*, 2024, 32(8):162–167, 172.
- [16] 朱永浩, 李丹, 龚旭, 等. 基于改进 RRT 算法的六自由度机械臂路径规划 [J]. *安徽工业大学学报 (自然科学版)*, 2024, 41(2):173–181.
ZHU Y H, LI D, GONG X, et al. Path planning of 6-DOF manipulator based on improved RRT algorithm[J]. *Journal of Anhui University of Technology (Natural Science)*, 2024, 41(2):173–181.
- [17] DUAN J J, WANG B C, CUI K K, et al. Path planning based on NURBS for hyper-redundant manipulator used in narrow space[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(3):1314.
- [18] 吴凡, 张华, 童以, 等. 多传感器融合的温室机器人自主导航系统设计 [J]. *安徽科技学院学报*, 2023, 37(6):96–102.
WU F, ZHANG H, TONG Y, et al. Design of autonomous navigation system for greenhouse robot based on multi sensor fusion[J]. *Journal of Anhui Science and Technology University*, 2023, 37(6):96–102.
- [19] 陈志澜, 唐昊阳. 改进 RRT–Connect 算法的机器人路径规划研究 [J]. *计算机科学与探索*, 2025, 19(2):396–405.
CHEN Z L, TANG H Y. Research on robot path planning based on improved RRT–Connect algorithm[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2025, 19(2):396–405.
- [20] 赵卫东, 唐顾杰, 宋江一. 基于改进 JPS 与三次 B 样条插值的路径规划算法 [J]. *安徽工业大学学报 (自然科学版)*, 2022, 39(2):189–195.
ZHAO W D, TANG G J, SONG J Y. Path planning algorithm based on improved JPS and cubic B-spline interpolation[J]. *Journal of Anhui University of Technology (Natural Science)*, 2022, 39(2):189–195.
- [21] FENG W, FAN J H, LIU Q Q, et al. Three-dimensional reconstruction of light field based on cubic B-spline curve fitting[J]. *Optics Communications*, 2024, 552:130041.
- [22] LI K Y, LU Y G, ZHANG Y C. Dynamic obstacle avoidance path planning of UAV Based on improved APF[C]//2020 5th International Conference on Communication, Image and Signal Processing. Chengdu, China: IEEE, 2020:159–163.
- [23] LIN X, YU Y J, CHEN S Z, et al. An improved APF method for complex and dynamic obstacles' avoidance[J]. *Unmanned Systems*, 2023, 11(2):175–189.

责任编辑: 何莉