

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413268

动态环境下 AIP-RRT* 与 DGF-APF 融合的 机器人路径规划*

宋俊辉¹, 刘宇庭¹, 郭世杰^{1,2}

(1. 内蒙古工业大学机械工程学院 呼和浩特 010051; 2. 内蒙古自治区机器人与智能
装备技术重点实验室 呼和浩特 010051)

摘要:针对移动机器人在路径规划中存在收敛速度慢、路径冗余点较多、动态环境不适用,以及缺乏有效的协同机制综合全局与局部规划结果而导致路径长度的大幅增加等问题,提出一种基于改进势函数的自适应快速搜索随机树(AIP-RRT*)与基于动态引力场的人工势场法(DGF-APF)的路径规划融合算法。首先,构建了自适应目标偏置概率策略,通过启发函数生成新节点,以提高路径规划算法的搜索效率;其次,构建了自适应步长函数,以提高路径探索能力并加快路径规划算法的收敛速度;再次,采用了基于目标回溯的剪枝优化策略,剔除全局路径中的冗余点,以提高路径的质量;最后,提出了面向动态场景的AIP-RRT*与DGF-APF路径规划融合算法,通过以全局关键节点作为局部子目标点在动态环境下进行局部路径规划的方法,实现AIP-RRT*与DGF-APF融合算法的路径规划,并构建了基于动态引力场策略的协同机制,综合全局与局部路径规划的结果从而缩短路径长度。综合仿真实验与真实实验的结果表明,该路径规划融合算法具有较好的全局路径规划能力以及局部路径规划能力,使得机器人能够更好的适应静态以及动态环境。在真实环境中,改进融合算法相较于传统算法在路径长度方面平均减少了6.34%,在运行时间方面平均减少了10.71%。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 动态环境; AIP-RRT*; DGF-APF

中图分类号: TH242 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Robot path planning by fusion of AIP-RRT* and DGF-APF in dynamic environments

Song Junhui¹, Liu Yuting¹, Guo Shijie^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China;
2. Inner Mongolia Key Laboratory of Robotics and Intelligent Equipment Technology, Hohhot 010051, China)

Abstract: To address the problems of slow convergence speed, numerous redundant points in paths, unsuitability for dynamic environments, and the lack of an effective coordination mechanism to integrate global and local planning results leading to a significant increase in path length in mobile robot path planning, a path planning fusion algorithm based on the adaptive improved potential function rapidly-exploring random tree* (AIP-RRT*) and the dynamic gravity field artificial potential field method (DGF-APF) is proposed. Firstly, an adaptive goal bias probability strategy is constructed, generating new nodes through a heuristic function to improve the search efficiency of the path planning algorithm. Secondly, an adaptive step size function is developed to enhance path exploration capabilities and accelerate the convergence speed of the path planning algorithm. Thirdly, a pruning optimization strategy based on goal backtracking is employed to remove redundant points in the global path, thereby improving path quality. Finally, a fusion algorithm of AIP-RRT* and DGF-APF path planning for dynamic scenarios is proposed to realize the path planning of AIP-RRT* and DGF-APF fusion algorithms by using the global key nodes as local subgoal points for local path planning in dynamic environments, and a synergy mechanism based on the dynamic gravitational field strategy is constructed to synthesize the global and local path planning results to shorten the path length. The results of the combined simulation and real experiments show that the path planning fusion algorithm has better global path planning capability as well as local path planning capability, which enables the robot to better adapt to static as well as dynamic environments. In

收稿日期: 2024-09-10 Received Date: 2024-09-10

* 基金项目: 国家自然科学基金(52365064)、内蒙古自治区高等学校青年科技英才支持计划(NJYT23043)项目资助

the real environment, the improved fusion algorithm reduces the path length by 6.34% and the running time by 10.71% compared with the traditional algorithm.

Keywords: mobile robot; path planning; dynamic environments; AIP-RRT^{*}; DGF-APF

0 引言

随着自动化技术的发展和应用场景的不断扩大,移动机器人在物流、仓储、医疗、农业等各个领域的应用愈加广泛。路径规划是移动机器人实现自主导航的关键,其目的是规划一条从起点到目标点,且不与环境中的任何障碍物发生碰撞的可行路径^[1]。因此,研究如何在复杂环境中提升路径搜索效率以及对动态变化环境的自适应能力,对于提高机器人的自主性,增强任务效率和适应动态环境的能力具有重要意义。

针对移动机器人的路径规划问题,学者们开展了面向全局和局部的路径规划研究,较为有效的方法包括:快速搜索随机树(rapidly-exploring random trees, RRT)算法^[2-3]、蚁群算法^[4]、A星(A star, A^{*})算法^[5-6]、粒子群算法^[7]、遗传算法^[8]、人工势场法(artificial potential field, APF)^[9-10]和动态窗口法^[11]等。RRT作为基于采样的全局路径规划算法,具有能够快速搜索配置空间,并且能轻松扩展到更高的维度进行路径搜索等优点。但在实际应用中,RRT算法存在生成的路径冗余点较多,收敛速度慢,路径质量差等问题^[12]。为解决上述问题,Karaman等^[13]提出了RRT^{*}算法,该算法引入重新布线策略与代价函数,得到从起点到终点的渐近最优路径。Gammell等^[14]提出了Informed RRT^{*}算法,该算法通过不断缩小采样空间的大小来提高收敛速度,从而得到渐近最优路径。马晓群等^[15]基于Informed RRT^{*}算法,提出采样区域约束方案,以增强节点的利用率。Qureshi等^[16]在RRT^{*}中引入人工势场(potential function based-RRT^{*}, P-RRT^{*}),引导随机树生成更加偏向于目标点的新节点,提高了算法的搜索效率。刘小松等^[17]基于P-RRT^{*}算法,通过改进人工势场法,并结合动态步长生长策略,以提高算法收敛速度。Huang等^[18]提出了自适应双向快速RRT^{*}算法(adaptive bidirectional quick RRT^{*}, ABQ-RRT^{*}),采用自适应目标偏向采样策略,以提升采样点的质量。Wang等^[19]基于RRT^{*}算法,通过在路径节点间生成新节点,使得该算法能够稳定生成更高质量的路径。Liang等^[20]在RRT^{*}算法引入移动成本函数,为随机节点建立父节点,以优化路径成本。

上述对移动机器人的路径规划研究致力于提高算法搜索效率,改善路径质量,但并未考虑该算法在动态环境中的适用性。基于此,引入具有路径规划实时性强、模型结构简单且计算量较小等优点的人工势场法,以解决

RRT算法不适用于动态环境的问题。然而,在复杂环境中人工势场法容易出现目标不可达和易陷入局部最优等问题^[21]。为解决上述问题,Zhu等^[22]通过动态目标引导人工势场法的策略,提升了动态避障的能力。黄郑等^[23]提出基于目标位置改进邻域函数的无人机动态路径规划方法,以提高人工势场法的路径规划效率。Wang等^[24]构建了基于对数函数的势场函数以改进人工势场法,缓解了局部最优问题。余滕伟等^[25]提出APF与RRT融合算法(APF-RRT),提取路径中关键节点作为人工势场法的局部子目标,避免了由于全局引导不足,导致人工势场易陷入局部最优的问题。刘云平等^[26]对传统人工势场中障碍物势场进行重新构建,并引入垂直于障碍物方向的辅助势场,以解决传统人工势场易陷入局部最优的问题。黎星华等^[27]通过调整合斥力方向与引力方向垂直且远离障碍物方向,以解决传统人工势场易陷入局部最优的问题。

尽管上述方法在一定程度上取得了成效,但在路径规划算法的搜索效率和路径质量方面仍然存在新节点生成质量不佳、步长与环境的适配性不足以及路径中存在过多冗余点的问题。此外,在路径规划算法的动态环境适用性和鲁棒性方面仍然存在目标不可达、易陷入局部最优以及缺乏有效的协同机制综合全局与局部规划结果而导致路径长度的大幅增加等问题。基于此,提出一种基于改进势函数的自适应快速搜索随机树算法(adaptive RRT^{*} based on improved potential function, AIP-RRT^{*})与基于动态引力场的人工势场法(dynamic gravitational field-artificial potential field, DGF-APF)的路径规划融合算法,该算法分为全局路径规划和局部路径规划两个方面。其主要贡献为:

1) 构建自适应目标偏置概率策略和自适应步长函数,并引入AIP-RRT^{*}中进行全局路径规划,基于随机树在拓展过程生成更高质量的新节点,算法实现了在不同复杂环境下,均能够以更快的效率,规划出质量更高的路径。同时,基于目标点进行路径回溯剪枝优化策略,剔除了全局路径中的冗余点,提高了路径质量。

2) 构建以全局关键节点作为局部子目标点在动态环境下进行局部路径规划的方法,实现了AIP-RRT^{*}与DGF-APF融合算法的路径规划,避免了目标不可达以及易陷入局部最优。基于动态引力场的局部路径算法DGF-APF优化策略,解决了综合全局和局部规划结果的协同机制问题,从而降低了算法生成的路径长度。

1 AIP-RRT* 算法的全局路径规划

1.1 自适应目标偏置概率策略

在传统 RRT* 算法中,采样点 Q_{rand} 为搜索空间中随机获得。为提高采样点质量,在 AIP-RRT* 中采用目标偏置概率的方法,根据式(1)选择随机采样点:

$$Q_{rand} = \begin{cases} Random, & rand() < G \\ P_{goal}, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $rand()$ 的取值在 0 ~ 1 之间的任意数字; G 为概率偏置阈值;随机树生长的方向由概率偏置阈值 G 决定,当随机数字 $rand()$ 小于概率偏置阈值 G 时,采样节点为随机生成的节点 $Random$,否则采样节点为目标点 P_{goal} 。

在随机树生长中,成功生成新节点的概率受其父节点周围的环境复杂度,即障碍物所占面积决定。当父节点周围障碍物较少时,成功生成新节点的概率会明显提高。因此,偏置概率阈值 G ,如式(2)所示。

$$G = 1 - \left(1 - \frac{S}{\pi \cdot step_{now}^2}\right)^2 + t \quad (2)$$

式中: S 为以机器人当前坐标为圆心,当前步长的长度为半径的圆域内障碍物所占的面积; $step_{now}$ 为机器人当前步长的长度; t 为安全系数以避免 G 取值较低导致算法陷入循环,需要根据实际情况调整数值。

偏置概率阈值 G 随当前父节点周围障碍物所占圆域面积的比例变化而更新。 G 的值越大,说明当前父节点周围障碍物较多,采样点以更高概率选择为随机点;反之,说明当前父节点处于障碍物较少的环境,采样点以更高概率选择为目标点。该策略伪代码如算法 1 所示,输入为机器人当前所在节点 p_{now} ,机器人当前步长 $step_{now}$,安全系数 t ,目标节点 P_{goal} 和随机采样节点 $Random$,输出为随机树最终采样节点 Q_{rand} 。

算法 1: AdaptiveTargetBias

输入: p_{now} ; $step_{now}$; t ; P_{goal} ; $Random$

输出: Q_{rand} ;

```

1: initiate parameters
2:  $rand() \leftarrow sample()$  //赋予  $rand()$  为 0 到 1 的一个随机值
3: for each  $p_{now}$  do
4: Calculate  $G$  //依据式(2)求解
5: if  $rand() < G$ 
6:    $Q_{rand} \leftarrow Random$ 
7: else
8:    $Q_{rand} \leftarrow P_{goal}$ 
9: end if
10: end for

```

1.2 基于改进人工势场法的启发式搜索

传统人工势场法中的引力场、斥力场与合势场函数,其表达式分别如式(3)~(5)所示。

$$U_{att}(p) = \frac{1}{2} k_a \rho_g^2(p) \quad (3)$$

$$U_{rep}(p) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_r \left(\frac{1}{\rho(p)} - \frac{1}{\rho_0} \right), & \rho(p) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(p) > \rho_0 \end{cases} \quad (4)$$

$$U_{total} = \sum U_{rep} + \sum U_{att} \quad (5)$$

式中: k_a 为引力场增益系数; k_r 为斥力场增益系数; $\rho_g(p)$ 为当前节点到目标的位移矢量; $\rho(p)$ 为当前节点到斥力场作用中心的位移矢量; ρ_0 为斥力场作用半径。分别对引力场和斥力场求解负梯度可得引力公式与斥力公式,如式(6)~(8)所示。

$$F_{att}(p) = k_a \rho_g(p) \quad (6)$$

$$F_{rep}(p) = \begin{cases} k_r \left(\frac{1}{\rho(p)} - \frac{1}{\rho_0} \right), & \rho(p) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(p) > \rho_0 \end{cases} \quad (7)$$

$$F_{total} = \sum F_{rep} + \sum F_{att} \quad (8)$$

式中: F_{att} 为机器人指向目标点的引力; F_{rep} 为障碍物指向机器人的斥力。

由于传统人工势场法存在易陷入局部最优和目标不可达的问题。因此,采用改进人工势场法,改进的引力场函数和斥力场函数如式(9)和(10)所示。

$$U_{att}(p) = \frac{1}{2} k_a \rho_g^2(p) \quad (9)$$

$$U'_{rep}(p) = \begin{cases} \frac{1}{2} k_r \left(\frac{1}{\rho(p)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \rho_g^n(p), & \rho(p) \leq \rho_0 \\ 0, & \rho(p) > \rho_0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: k_a 为引力场增益系数; k_r 为斥力场增益系数; $\rho_g(p)$ 为当前节点到目标的位移矢量; $\rho(p)$ 为当前节点到斥力场作用中心的位移矢量; ρ_0 为斥力场作用半径; n 为正整数。因此,新的斥力公式分别如式(11)~(13)所示。

$$F_{rep1}(p) = \frac{n}{2} k_r \left(\frac{1}{\rho(p)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \rho_g^{n-1}(p) \quad (11)$$

$$F_{rep2}(p) = k_r \left(\frac{1}{\rho(p)} - \frac{1}{\rho_0} \right) \frac{\rho_g^n(p)}{\rho^2(p)} \quad (12)$$

$$F_{total_rep} = -\nabla U_{rep} = F_{rep1} n_{rg} + F_{rep2} n_{or} \quad (13)$$

式中: n_{rg} 和 n_{or} 分别为由当前节点指向目标点的单位向量和由障碍物指向当前节点的单位向量。基于改进的人工势场法,随机搜索树生成新节点的原理如图 1 所示。

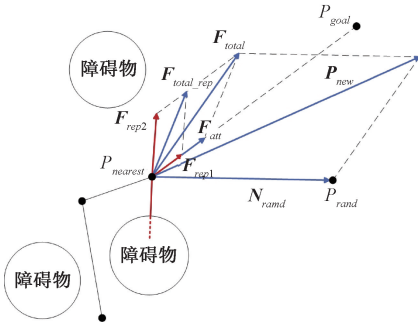


图1 基于改进人工势场法生成新节点

Fig. 1 Generation of new nodes based on the improved artificial potential field method

图1中,目标点与障碍物同时对 $P_{nearest}$ 点产生斥力,目标点对 $P_{nearest}$ 点产生的斥力 F_{rep1} 由 $P_{nearest}$ 点指向目标点,障碍物对 $P_{nearest}$ 点产生的斥力 F_{rep2} 由障碍物指向 $P_{nearest}$ 点。 F_{rep1} 与 F_{rep2} 根据平行四边形法则合成斥力总合力 F_{total_rep} ,而 F_{total} 由分量 F_{att} 与 F_{total_rep} 合成。因此,当 $P_{nearest}$ 点坐标靠近目标点时,斥力也会随之下降,到达目标点后斥力为0。新节点生成的位置由随机点到最近节点的向量 N_{rand} ,目标点到最近节点的引力向量 F_{att} ,以及障碍物对于最近节点的合斥力向量 F_{total_rep} 共同决定,最终,新节点位于 N_{new} 向量的方向上。

1.3 可变自适应步长函数

基于引力场对于机器人引力大小的动态变化特性,可以映射随机树与目标点的距离,提出了可变自适应步长函数,如式(14)所示。

$$\begin{cases} d_{step} = \left(1 - \left(1 - \frac{F_{att_now}}{F_{att_max}}\right)^2\right) \times d_{step_now} \times \lg(F_{att_now}) \\ \rho'(p) \geq d_{step_now} \\ d_{step} = \left(1 - \left(1 - \frac{F_{att_now}}{F_{att_max}}\right)^2\right) \times d_{step_now} \times e^{-F_{rep_now}} \\ \rho'(p) < d_{step_now} \end{cases} \quad (14)$$

式中: d_{step} 为自适应步长函数求解所得的更新步长; F_{att_now} 为当前节点的引力; F_{att_max} 为目标点对起点的引力; d_{step_now} 为当前节点的父节点的步长; $\rho'(p)$ 为当前节点与它最近的障碍物之间的距离。

1.4 基于目标回溯的剪枝优化策略

由于算法规划的初始路径存在较多的冗余点,为了优化路径质量,采用基于目标回溯剪枝优化策略,以减少路径中的冗余点。剪枝优化策略的原理如图2所示。

具体流程为:

1) 通过 AIP-RRT* 算法生成的初始路径为 $\{P_{start}, P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_{goal}\}$;

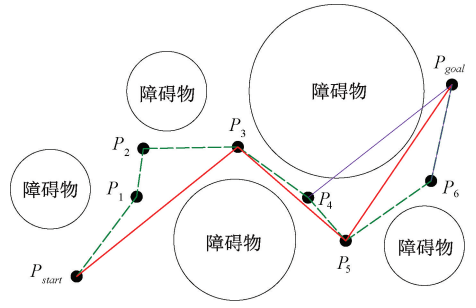


图2 基于目标回溯的剪枝优化策略

Fig. 2 A pruning optimization strategy based on objective backtracking

2) 将 P_{goal} 设置为初始点后,判断在初始路径中, P_{goal} 与 P_6 是否可以联通,如果可以联通,接着再判断 P_{goal} 与 P_5 是否可以连通,依次类推,当出现不能联通时,如 P_{goal} 与 P_4 不能联通,则保存 P_{goal} 至 P_5 的路线;

3) 将 P_5 重置为初始点,依据步骤2)分别判断能否与新的节点相连,更新并保存新的路线;

4) 重复步骤3),直至回溯到 P_{start} 点,进一步得到最终路线为 $\{P_{start}, P_3, P_5, P_{goal}\}$ 。

该策略算法伪代码如算法2所示,输入为由 AIP-RRT* 所得的初始路径 *InitialGlobalPath* 节点列表,障碍物坐标列表 *Obs. list*,输出为由剪枝优化所得的最终路径 *PathOptimization*。

算法2: PruningOptimization

输入: *InitialGlobalPath*; *Obs. list*

输出: *PathOptimization*

1: initiate parameters

2: $E \leftarrow \emptyset$

3: $i \leftarrow \text{Number } InitialGlobalPath$ //将 AIP-RRT* 算法所得初始的路径节点的长度赋予 i

4: $start_point(a) \leftarrow InitialGlobalPath(i)$ //将第 i 个节点赋予 $start_point$ 并将 i 记为 a

5: $end_point(b) \leftarrow InitialGlobalPath(i-1)$ //将第 $i-1$ 个节点赋予 end_point 并将 $i-1$ 记为 b

6: $k \leftarrow \text{Number } Obs. list$ //将障碍物列表长度赋予 k

7: while $b \geq 0$

8: for $k \leftarrow 1$ to k do

9: check for collision with obstacles between $start_point(a)$ and $end_point(b)$

10: if CollisionFree

11: $end_point(b) \leftarrow InitialGlobalPath(b-1)$

12: else

13: $E \leftarrow start_point(a) \text{ and } end_point(b+1) \cup E$

14: end if


```

15: end for
16: start_point(a) ← end_point(b+1)
17: end_point(b) ← end_point(b)
18: end while
19: PathOptimization ← E

```

2 DGF-APF 算法的局部路径规划

2.1 基于 AIP-RRT* 算法的全局引导策略

提取全局路径规划算法所生成初始路径中的关键节点作为局部子目标点,通过依次选取局部子目标点作为当前目标点构建引力场的方式,引导机器人局部路径规划。避免了人工势场法由于缺少全局信息,陷入 U 型陷阱从而导致局部最优的问题,如图 3 所示。

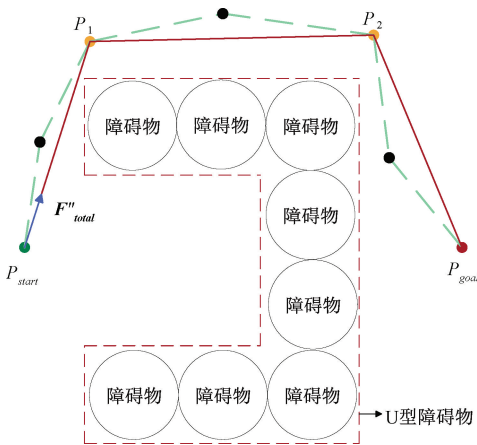


图 3 全局引导策略

Fig. 3 Global bootstrap strategy

图 3 中,虚线为初始路径,实线为剪枝优化后的最终路线,局部子目标点为 $\{P_1, P_2, P_{goal}\}$ 。基于改进人工势场法结合全局引导策略,依次构建基于局部子目标点 $\{P_1, P_2, P_{goal}\}$ 的引力场。若当前局部子目标点为 P_1 ,机器人在 P_1 点的引力 F''_{total} 作用下,避免了 U 型陷阱,并引导机器人到达当前子目标点。通过依次到达各个局部子目标点的方式,实现路径规划并到达最终目标点。此外,结合 1.2 节内容中改进人工势场法以解决目标不可达问题。

该策略算法伪代码如算法 3 所示,输入为由剪枝优化所得的最终路径 $PathOptimization$,人工势场法各参数值 $ParametersAPF$,输出为局部路径规划结果 $LocalPath$ 。

算法 3: GlobalBootstrap

输入: $PathOptimization; ParametersAPF$

输出: $LocalPath$

```

1: initiate parameters
2: LocalNodeList ← ∅
3: LocalNodeList ← PathOptimization {  $P_1, P_2, \dots, P_{goal}$  } //提取
   路径节点作为局部子目标点
4: LocalPath ← ∅
5: i ← NumberPathOptimization //将优化路径所得节点列表的
   长度赋予 i
6: LocalPath ← P_now //将当前节点赋予局部路径规划结果中
7: for i ← 1 to i do
8:    $P_{LocalGoal} \leftarrow P_i$  //构建以  $P_i$  为局部子目标点的引力场
9:   while  $P_{now} \neq P_{LocalGoal}$  //如果当前节点非局部子目标
     点则进行循环
10:    Calculate  $F''_{total}$  //依据式(6)、(13)、(15)求解
11:     $P_{now} \leftarrow Nextnode$  //依据  $F''_{total}$  所下一节点 Nextnode
     赋予  $P_{now}$ 
12:    LocalPath ←  $P_{now} \cup LocalPath$ 
13:   end while
14: end for
15: Return LocalPath

```

2.2 动态引力场策略

在进行局部路径规划时,将改进 APF 算法所生成新节点的坐标投影到全局路径规划的路线上,投影坐标即为当前动态引力场的坐标,如图 4 所示。

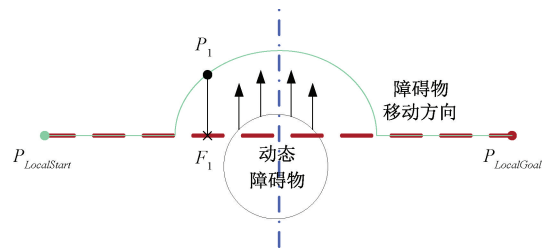


图 4 动态引力场

Fig. 4 Dynamic gravitational field

为区别局部路径规划与全局路径规划,在局部路径规划中当前起点记为 $P_{LocalStart}$,当前子目标点记为 $P_{LocalGoal}$ 。图 4 中,虚线剪枝优化后的最终路线;实线为当前机器人处于动态环境中,由改进人工势场法得到的路线;点划线为动态障碍物运动轨迹。在动态避障时,以各类障碍物与机器人的相对距离为重要因素,基于改进的人工势场法原理,构建移动障碍物的斥力场,通过实时更新移动障碍物的斥力场坐标,从而改变其对于机器人的斥力作用。同时,更新机器人在当前节点的受力情况,引

导机器人在合力作用下能够有效躲避动态障碍物,以此实现局部路径规划,并得到以实线为结果的局部路径规划方案。当局部路径规划的最新节点为 P_i 点时,对当前节点 P_i 向全局路径规划的路线上进行投影,投影所得坐标 F_i 即当前动态引力场的坐标。其中局部路径规划的最新节点不断更新,动态引力场的坐标也不断重置更新。基于动态引力场的策略,构建综合全局与局部路径规划的协同机制,从而缩短路径长度。动态引力场公式如式(15)所示。

$$F_{att}(p) = zk_a \rho_p(p) \quad (15)$$

式中: z 为增益系数; k_a 为引力系数; $\rho_p(p)$ 为当前节点与在全局路径上对当前节点投影所得交点的位移矢量; $F_{att}(p)$ 为机器人指向动态引力场的引力。

此外,针对移动障碍物固有的速度特性,移动障碍物的速度可设置为匀速运动,以形成与机器人相遇的动态障碍^[28]。当移动障碍物在仿真实验中速度为 $1.5 \sim 3$ m/s,且在真实实验中速度为 $0.05 \sim 0.15$ m/s 时,能够确保动态障碍物与机器人发生时空干涉。因此,分别选取仿真和真实实验中动态障碍物的速度为 $2, 0.1$ m/s,以确保移动障碍物能够干涉机器人的运动轨迹。

3 AIP-RRT* 与 DGF-APF 融合算法

AIP-RRT* 算法中,基于环境复杂度随机机器人位置更新而不断变化的特性,构建自适应目标偏置概率策略与自适应步长函数,以提高路径规划算法的搜索效率,且在自适应步长函数中引入迭代次数,以提高路径探索的能力;同时,基于改进人工势场法的启发式搜索,从而降低 RRT* 算法生成采样节点的强随性;引入基于目标回溯的剪枝优化策略,有效减少路径中的冗余点,以提高路径质量。然而,AIP-RRT* 算法不能避免与环境中的未知障碍物发生碰撞。人工势场法用于局部路径规划,具有较好的局部避障能力,但在实际应用中,由于缺少全局信息引导,导致该算法易陷入局部最优。

针对以上问题,提出 AIP-RRT* 与 DGF-APF 的融合算法。该融合算法基于全局路径规划结果,提取其中关键节点作为局部子目标点以实现全局引导,并结合改进人工势场法与动态引力场生成的合力,使机器人在合力作用下进行局部路径规划,从而实现了 AIP-RRT* 与 DGF-APF 算法的融合。其中,在 DGF-APF 算法中引入改进人工势场法能够有效解决局部最优以及目标不可达问题,而动态引力场则兼顾全局路径的较优解和局部避障的可行性与有效性,进一步提高融合算法所规划路径的质量。AIP-RRT* 与 DGF-APF 的融合算法具体流程如图5所示。

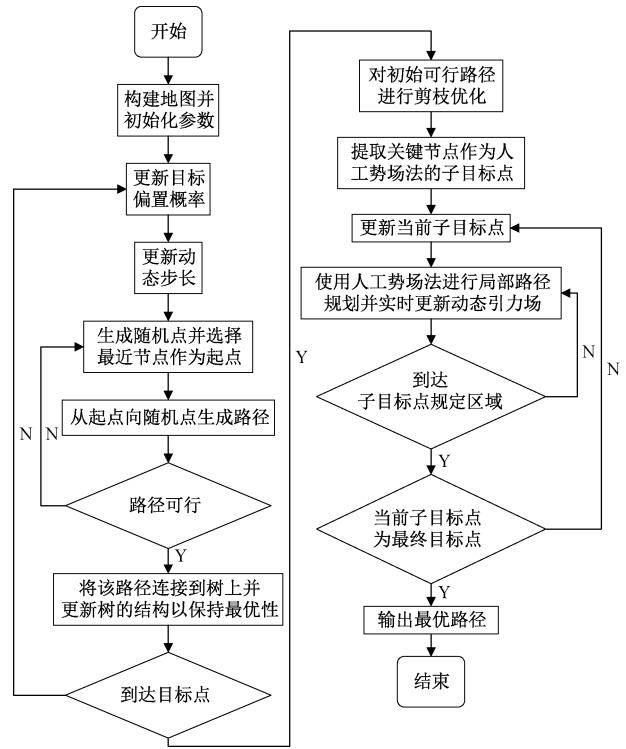


图5 AIP-RRT* 与 DGF-APF 融合算法流程

Fig. 5 Flowchart of AIP-RRT* and DGF-APF

在后续章节中,4.1 节针对全局路径规划算法的性能差异,将 AIP-RRT* 与传统算法分别在不同尺寸规模的地图下展开对比实验,通过运行时间、路径长度、累计转角、迭代次数及转折点数多维度指标进行量化分析;4.2 节针对改进融合算法的避障能力验证,在相同环境中与传统算法进行对比,分别以路径长度、是否发生碰撞、是否到达终点 3 个方面进行评估。结果表明,相较于传统算法,改进融合算法的收敛速度和路径质量均取得更好的表现,并有效的实现动态避障。

改进融合算法的伪代码如算法 4 所示,输入为障碍物节点列表 *Obs. list*,起始点 P_{start} ,目标点 P_{goal} ,人工势场法各参数值 *ParametersAPF* 和各参数阈值 *Threshold*,输出为最优路径方案 *Path*。

算法 4: FusionAlgorithm

输入: *Obs. list*; P_{start} ; P_{goal} ; *ParametersAPF*; *Threshold*

输出: *Path*

- 1: initiate parameters
- 2: $P_{now} \leftarrow P_{start}$
- 3: *InitialGlobalPath* $\leftarrow \{P_{now}\}$
- 4: while $P_{now} \neq P_{goal}$ do
- 5: for each P_{now} do
- 6: $Q_{rand} \leftarrow \text{AdaptiveTargetBias}$

```

7:   Calculate  $d_{step}$  //依据式(14)
8:    $P_{rand} \leftarrow \text{ImproveAPF}$  //第1.2节内容的启发式搜索
9:    $NextNode \leftarrow \text{Connect } P_{rand} \text{ To } P_{now} (Q_{rand}, d_{step})$  //生成新的节点
10:  if CollisionFree
11:     $InitialGlobalPath \leftarrow \text{Rewire}$  //更新树的结构以保持最优性
12:     $InitialGlobalPath \leftarrow NextNode \cup InitialGlobalPath$ 
13:     $P_{now} \leftarrow NextNode$ 
14:  end if
15: end for
16: end while
17:  $PathOptimization \leftarrow \text{PruningOptimization}$ 
18:  $LocalPath \leftarrow \text{GlobalBootstrap}$ 
19:  $Path \leftarrow LocalPath$ 

```

算法主要包括相关参数的初始化(1行)、全局路径规划部分(2~17行)和局部路径规划部分(18~19行)。在全局路径规划部分中,对于每一个当前节点 P_{now} ,综合基于自适应目标偏置概率策略以确定随机树的最终采样节点(6行)与构建可变自适应步长函数以确定当前步长(7行),从而提高路径规划算法的搜索效率;为了降低 RRT* 算法生成采样节点的强随机性,引入了改进人工势场法的启发式搜索以生成更高质量的采样节点(8行);基于 RRT* 算法原理进一步得到初始的路径规划结果 $InitialGlobalPath$ (9~13行);采用目标回溯剪枝优化策略以减少路径中的冗余点,进一步提高路径质量(17行)。在局部路径规划部分中,通过提取 $InitialGlobalPath$ 中的关键节点,作为局部子目标点,从而依次构建当前局部子目标点的引力场(算法3中8行),综合改进人工势场法与动态引力场策略,通过对机器人产生的合力 F''_{total} 引导机器人实现动态避障(算法3中10~12行),基于 AIP-RRT* 算法的全局引导策略以实现局部路径规划(18行),最终输出最优路径方案 $Path$ (19行)。

4 仿真实验验证

4.1 AIP-RRT* 算法的仿真实验

为验证 AIP-RRT* 在全局路径规划时的有效性,在 MATLABR2021a 中,采用 $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ 、 $700\text{ m} \times 700\text{ m}$ 和 $1\,000\text{ m} \times 1\,000\text{ m}$ 尺寸的地图进行仿真实验,将 AIP-RRT* 算法、RRT 算法、RRT* 算法以及 P-RRT* 算法对比,记录 50 次实验数据的平均值,实验结果如图 6~8 所示。图中黑色区域表示障碍物区域,白色区域表示可移动区域,■表示起点,●表示目标点,点划线为初始路线,虚线为剪枝优化的路线。通过汉明距离量化环境复杂

度,以确保仿真实验的真实有效性。 $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ 、 $700\text{ m} \times 700\text{ m}$ 以及 $1\,000\text{ m} \times 1\,000\text{ m}$ 的地图均采用 20×20 矩阵进行绘制,对应汉明距离分别为 2.25、3.05、4.55。最后,采用运行时间 (T/s)、路径长度 (L/m)、累计转角 ($\sum \theta/(\circ)$)、迭代次数 (I) 和转折点数 (P) 多个指标对实验结果进行统计分析,以评估各算法性能。

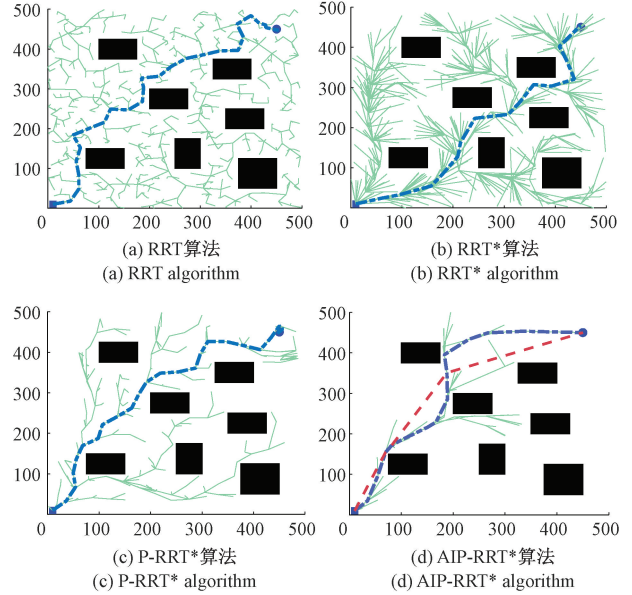


图6 $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ (汉明距离 2.25)

Fig. 6 $500\text{ m} \times 500\text{ m}$ (Hamming distance 2.25)

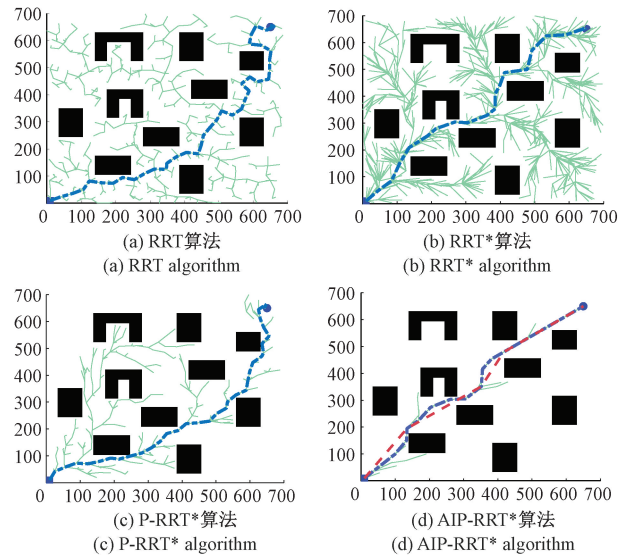


图7 $700\text{ m} \times 700\text{ m}$ (汉明距离 3.05)

Fig. 7 $700\text{ m} \times 700\text{ m}$ (Hamming distance 3.05)

算法所用主要参数如表1所示,其中 S_i 为初始步长长度,其中,引力场和斥力场增益系数是基于实验测量和经验拟合所得出。

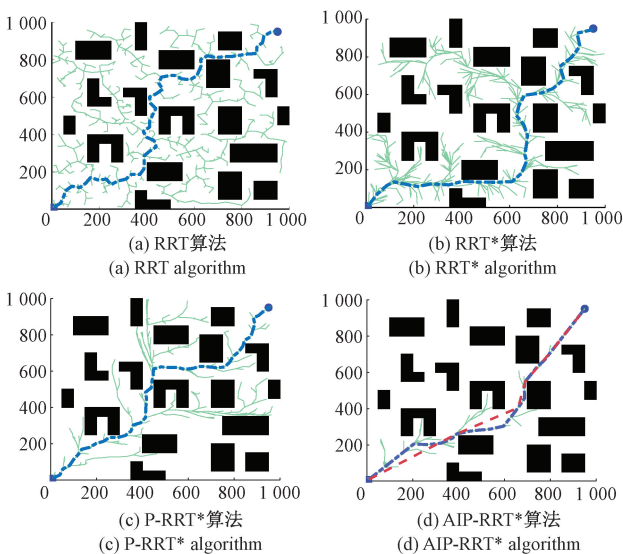


图 8 1 000 m×1 000 m (汉明距离 4.55)

Fig. 8 1 000 m×1 000 m (Hamming distance 4.55)

由图 6~8 可知,在不同尺寸以及不同复杂度的地图环境下,RRT、RRT*、P-RRT* 和 AIP-RRT* 均能够进行全局路径规划。如表 2 所示,给出了 3 种不同环境下的 4 种不同算法的数据结果,为了便于表达 L_{avg} 为平均路

表 2 全局路径规划 50 次实验仿真对比

Table 2 Comparison of 50 experimental simulations for global path planning

地图尺寸	方法	L_{avg}/m	T_{avg}/s	$\sum \theta_{avg}/(^{\circ})$	I_{avg}	P_{min}
500 m×500 m	RRT 算法	875.614	2.454	1 269.172	2 160.500	25
	RRT* 算法	752.890	53.738	473.422	2 160.700	11
	P-RRT* 算法	769.509	1.295	793.375	1 499.100	19
	AIP-RRT* 算法	671.766	0.520	113.740	322.020	3
700 m×700 m	RRT 算法	1 277.572	4.911	1 633.930	3 072.640	31
	RRT* 算法	1 115.899	57.194	617.417	2 549.020	22
	P-RRT* 算法	1 093.821	1.615	932.556	1 694.780	29
	AIP-RRT* 算法	976.496	1.101	116.685	639.700	4
1 000 m×1 000 m	RRT 算法	1 871.224	5.776	2 172.881	3 948.520	47
	RRT* 算法	1 639.120	60.970	846.597	2 929.580	26
	P-RRT* 算法	1 614.649	3.336	1 149.212	2 785.320	41
	AIP-RRT* 算法	1 448.177	2.592	149.132	1 149.040	4

由表 2 可知,AIP-RRT* 在不同环境下的各方面性能都得到了较好改善。在路径长度方面,AIP-RRT* 算法与 RRT 算法、RRT* 算法、P-RRT* 算法相比,分别平均减少了 23.06%、11.73%、10.98%;在运行时间方面,AIP-RRT* 算法与 RRT 算法、RRT* 算法、P-RRT* 算法相比,分别平均减少了 67.94%、97.55%、32.56%;在累计转角

表 1 仿真主要参数	
Table 1 Main parameters of the simulation	
参数	值
$P_{start}(500\text{ m}\times500\text{ m})$	10,10
$P_{goal}(500\text{ m}\times500\text{ m})$	450,450
$P_{start}(700\text{ m}\times700\text{ m})$	10,10
$P_{goal}(700\text{ m}\times700\text{ m})$	650,650
$P_{start}(1\,000\text{ m}\times1\,000\text{ m})$	10,10
$P_{goal}(1\,000\text{ m}\times1\,000\text{ m})$	950,950
S_i/m	35
ka	5
kr	600
ρ_0	50
t	0.2
n	2
z	10

径长度, T_{avg} 为平均收敛时间, $\sum \theta_{avg}$ 为平均累计转角, I_{avg} 为平均迭代次数, P_{min} 为最优转折点数。

方面,AIP-RRT* 算法与 RRT 算法、RRT* 算法、P-RRT* 算法相比,分别平均减少了 92.52%、80.41%、86.8%;在迭代次数方面,AIP-RRT* 算法与 RRT 算法、RRT* 算法、P-RRT* 算法相比,分别平均减少了 77.01%、72.37%、64.7%;在最优转折点方面,AIP-RRT* 算法与 RRT 算法、RRT* 算法、P-RRT* 算法相比,分别平均减少了 88.86%、

79.72%、86.88%。证明 AIP-RRT* 算法在不同复杂程度的环境中,均有良好的表现。

为了对上述 4 种算法进行更加明显的性能对比,以

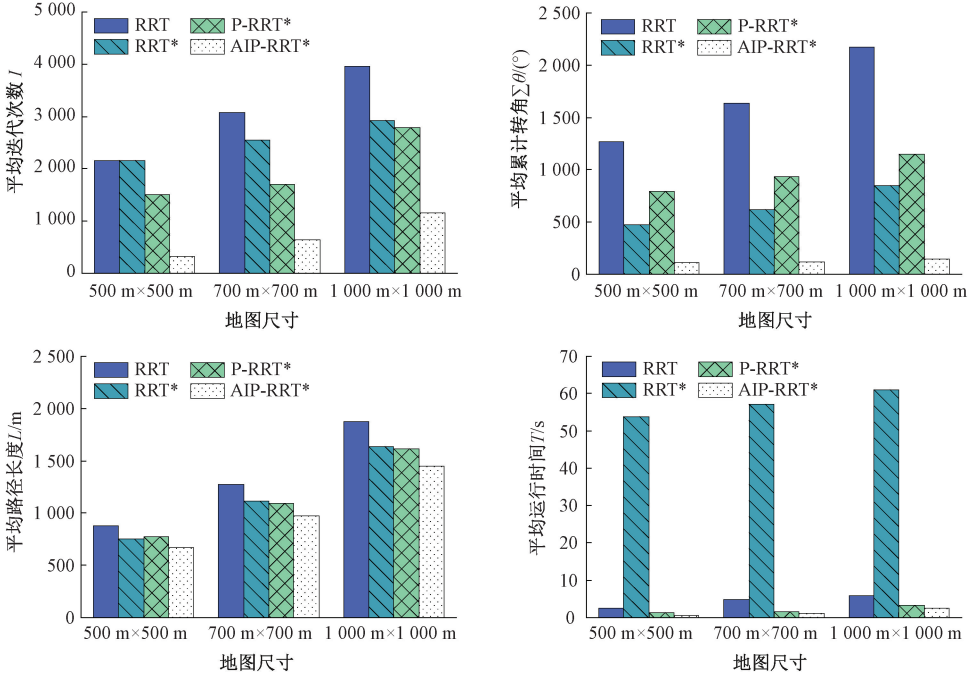


图 9 3 种环境下仿真数据对比

Fig. 9 Comparison of simulation data in three environments

由图 9 可知, AIP-RRT* 算法相较于其他算法,在不同指标上均具有较为明显的改进。综合上述实验数据与对比结果可知,在 RRT* 算法中引入目标偏置概率策略、可变自适应步长函数、基于目标回溯剪枝优化策略的方法,有效的提高了算法的收敛速度,改善了路径质量,且能够更好的适应不同复杂程度的环境。

4.2 AIP-RRT* 算法与 DGF-APF 算法的融合仿真

为验证改进融合算法在动态环境中的适应能力,对 AIP-RRT* 与 DGF-APF 的融合算法进行了仿真。选取当移动障碍物对机器人作用时的 50 次实验,并记录数据的平均值,实验结果如图 10~12 所示。实验采用了 500 m × 500 m 的地图,■表示起点,▲表示目标点,

并添加了两个动态未知障碍物●,障碍物以 2 m/s 进行匀速运动,如图 10~12 中,虚线为障碍物运动轨迹,圆点虚线为 AIP-RRT* 算法得到的初始路线,点线为文献[23] APF-RRT 算法的路线,点划线为 P-RRT* 算法的路线,实线为 DGF-APF 算法的路线。特别的是,圆点虚线为基于 RRT* 的改进算法(含自适应目标偏置概率策略、可变自适应步长函数以及改进人工势场的启发式搜索)通过剪枝优化后所得到的全局路径规划方案,从而进一步导致在全局路径规划方案的节点集合 $PathOptimization = \{ P_{start}, P_1, P_2, P_3, P_4, P_{goal} \}$ 中,出现以 P_2 为父节点的拓展步长大于以 P_1 为父节点的拓展步长的情况。

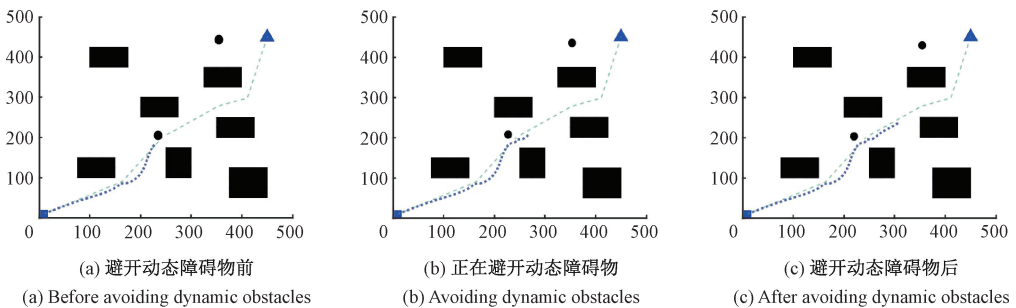


图 10 动态环境下 APF-RRT 算法的运动轨迹

Fig. 10 Motion trajectories of the APF-RRT algorithm in dynamic environments

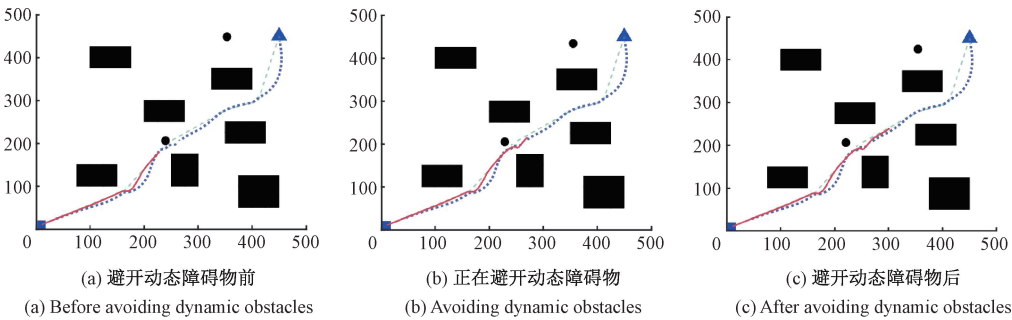


图 11 动态环境下改进融合算法的运动轨迹

Fig. 11 Motion trajectories for improved fusion algorithms in dynamic environments

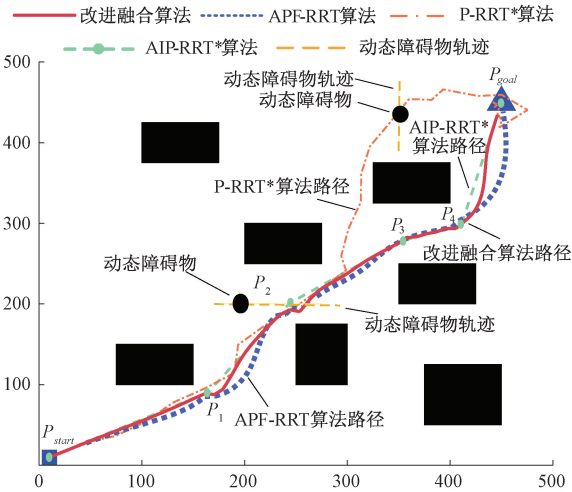


图 12 动态环境下最终运动轨迹

Fig. 12 Final trajectory in dynamic environments

基于此,依据全局路径规划方案的节点集合,提取局部子目标点集为 $LocalNodeList = \{P_{start}, P_1, P_2, P_3, P_4, P_{goal}\}$ 。 DGF-APF 算法通过局部子目标点集 $LocalNodeList$,依次选取各个局部子目标点作为当前目标点构建引力场,从而引导机器人进行局部路径规划,同时结合动态引力场策略,使得局部规划的结果能够更加贴合全局路径规划的结果。

由图 10~12 可知,在 DGF-APF 算法中,构建移动障碍物斥力场,因此,图 10(b)相较于图 10(a)和(c),当局部子目标点为 P_2 时,尽管移动障碍物位置更新较为缓慢,但其产生的斥力场持续作用于机器人。在机器人到达当前局部子目标点 P_2 的可行域后,更新当前局部子目标点为 P_3 ,导致在移动障碍物的持续斥力作用下,使得机器人以较大距离避开移动障碍物。同时,在融合算法的仿真实验中,3 种算法均能够找到最终目标点,但 P-RRT* 算法由于不具备动态避障的能力,遇到动态未知障碍物时,机器无法处理,导致机器人与动态未知障碍物发生碰撞;APF-RRT 算法在遇到动态未知障碍物会对路径进行重新规划,并到达最终目标点,但局部路径显著偏离

全局路径规划结果,导致最终路径长度大于全局路径长度; DGF-APF 算法同样具有动态避障能力并到达最终目标点,且局部路径能够更好地拟合全局路径规划结果。实验数据如表 3 所示,为了便于表达, L_{avg} 为平均路径长度。

表 3 融合算法的 50 次实验仿真对比

Table 3 Comparison of 50 experimental simulations of the fusion algorithm

方法	L_{avg}/m	发生碰撞	到达终点
P-RRT* 算法	766.086	是	是
APF-RRT 算法	725.882	否	是
改进融合算法	702.399	否	是

由表 3 可知,改进融合算法相比于 P-RRT* 算法、APF-RRT 算法,平均路径长度分别减少了 8.31%、3.24%,有效减少了路径长度,证明了改进融合算法在动态环境中的表现不仅可行而且能够生成更高质量的路径,为机器人实现路径规划提供了新的思路和解决方案。

为验证改进融合算法在动态环境下的有效性与鲁棒性,针对移动机器人在动态环境中与动态未知障碍物相对位置实时变化的特性,选取 50 组当移动障碍物对机器人作用时的路径规划结果。由于算法不同而导致机器人到达目的地所需时间不同,因此,控制时间变量为 70 s,即记录 70 s 以内机器人位置更新时与它相对欧式距离最近障碍物之间的距离变化数据。针对该数据进行均值处理后,绘制了机器人与最近障碍物之间的距离随时间的变化曲线,如图 13 所示。

由图 13 可知,机器人分别基于改进融合算法与 APF-RRT 算法的距离随时间变化的均值依次为 30.34 与 32.77 m,改进融合算法相较于 APF-RRT 算法在与障碍物之间的距离减少了 7.4%。同时,改进算法的距离曲线变化图的整体趋势位于 APF-RRT 算法的距离曲线变化图下方。结合图 10~12,当改进人工势场法用于动态避障,从而调整斥力场增益系数至较高时,改进融合算法在动态引力场的协同机制作用下,使得局部路径规划结

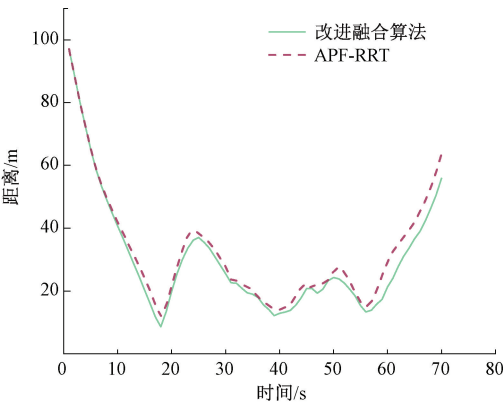


图 13 距离随时间的变化曲线

Fig. 13 Distance over time curve

果能够快速拟合全局路径规划结果。进一步证明了改进算法基于动态引力场策略的协同机制,能够有效综合全局与局部路径规划结果,实现了动态避障的目的并提高了路径整体质量。

5 实验验证

为了验证改进融合算法在真实环境中的有效性,使用 Dashgo B1 移动机器人进行实验验证。实验中,以 PC 为主机在 VMware Workstation Pro 进行配置虚拟机,基于 64 位 Ubuntu16.04 操作系统的 ROS 平台(kinetic),采用 Gmapping 算法对实验场地进行地图构建,移动机器人与实验环境如图 14 所示。



图 14 移动机器人与实验环境

Fig. 14 Mobile robot and experimental environments

分别在全局情况已知的静态环境和存在未知移动障碍物的动态环境中,对 APF-RRT 算法与改进融合算法分别进行了 50 次路径规划实验。在 Rviz 可视化界面中生成移动机器人位于全局情况已知的静态环境中的运动轨迹,如图 15 所示,实验数据如表 4 所示,为了便于表达, L_{avg} 为平均路径长度, T_{avg} 为平均运行时间。

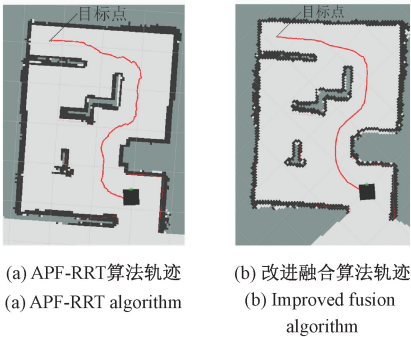


图 15 静态环境中的路径规划

Fig. 15 Path planning in static environments

表 4 静态环境中 APF-RRT 融合算法与改进融合算法对比
Table 4 Comparison of the APF-RRT fusion algorithm and the improved fusion algorithm in static environments

方法	L_{avg}/m	T_{avg}/s
APF-RRT 算法	6.87	44.03
改进融合算法	6.59	41.32

由表 4 可知,改进融合算法相比于 APF-RRT 算法,平均路径长度减少了 4.08%;平均运行时间减少了 6.15%。实验结果表明改进融合算法在实际应用中,所规划的结果具有路径长度更短、路径质量更高的优点,综合提升效果较为明显。但在实际应用中,移动机器人的运行场景通常是更为复杂的动态环境。为了验证改进融合算法在真实动态环境中的应用效果,在已有的静态环境中引入了动态未知障碍物。移动机器人在包含动态未知障碍物的动态环境中生成的运动轨迹如图 16 所示。

图 16(a)~(c) 为移动机器人在真实环境中进行实时避障的过程,其中 $[S_1, S_2, S_3(S'_3), S_4]$ 机器人预计移动方向,图 16(d)~(i) 为移动机器人在路径规划过程中,基于 Rviz 界面而显示出两种不同算法的路径规划轨迹图。实验数据如表 5 所示,为便于表达, L_{avg} 为平均路径长度, T_{avg} 为平均运行时间。

表 5 动态环境中 APF-RRT 与改进融合算法对比
Table 5 Comparison of APF-RRT and improved fusion algorithm in dynamic environments

方法	L_{avg}/m	T_{avg}/s
APF-RRT 算法	7.73	58.18
改进融合算法	7.24	51.95

由表 5 可知,改进融合算法相比于 APF-RRT 算法,平均路径长度减少了 6.34%,平均运行时间减少了 10.71%。综合上述实验结果分析,在动态环境中,改

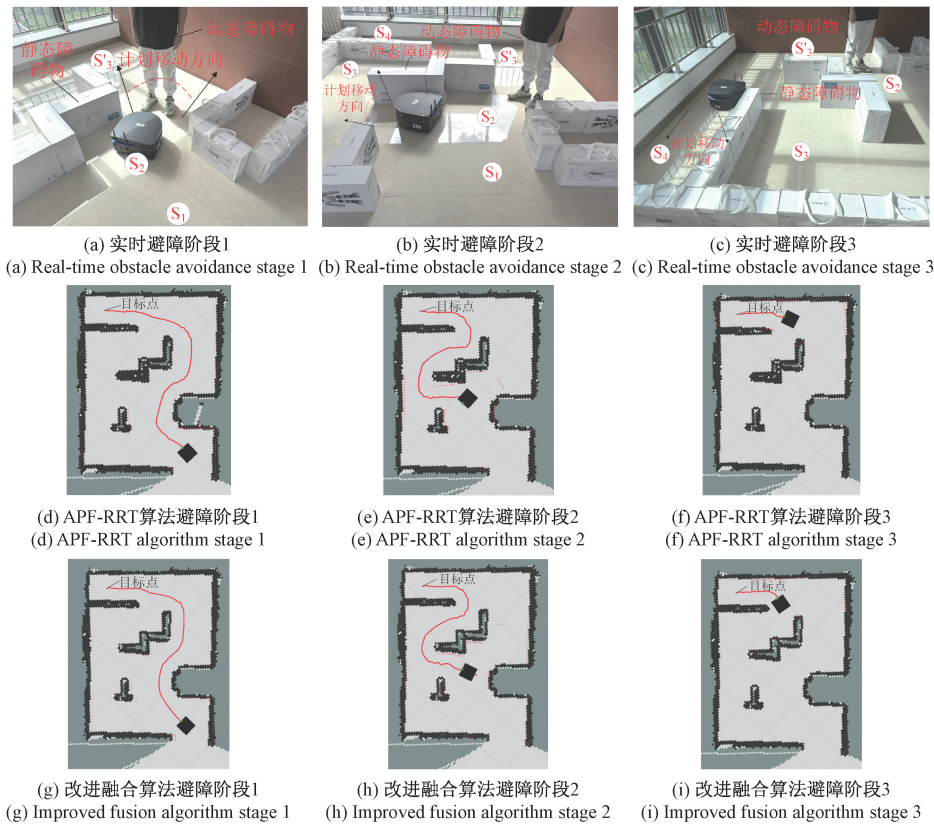


图 16 动态环境中融合算法的路径规划

Fig. 16 Path planning of fusion algorithms in dynamic environments

进融合算法相较于 APF-RRT 算法的路径质量更高,证明了改进融合算法的有效性,表明该改进算法在实际应用中,对路径规划结果改善较为明显。

6 结 论

1) 构建了自适应目标偏置概率策略与自适应步长函数,实现了该算法在不同复杂程度的环境下,均能够以更快的效率,得到质量更高的路径。结合基于目标回溯的减枝优化策略,进一步提高了路径质量。AIP-RRT* 算法相比于 RRT 算法、RRT* 算法、P-RRT* 算法,在路径长度上平均缩短了 10.98%~23.06%;在运算时间上分别平均减少了 32.56%~67.94%;在累计转角上分别平均减小了 80.41%~92.52%;在迭代次数上分别平均减小了 64.7%~77.01%。结果表明,AIP-RRT* 算法在不同复杂程度的地图上,路径规划结果均有明显改进。

2) 构建了基于 AIP-RRT* 算法生成关键节点作为局部子目标点的局部路径规划方法,避免了 APF 算法易陷入局部最优的问题,实现了动态环境下的路径规划。同时,基于动态引力场的局部路径优化策略,将 AIP-RRT* 与 DGF-APF 进行融合,使得该算法规划的路径结果具有

更高的质量。改进融合算法相比于 APF-RRT 算法,在路径长度上平均减少了 3.24%。结果表明,改进融合算法基于动态引力场策略的协同机制,有效地减少了路径长度,能够更好的适用于动态环境中。

3) 在真实环境下所得实验结果,证明了改进融合算法相较于 APF-RRT 算法,静态环境中平均路径长度减少了 4.08%,平均运行时间减少了 6.15%;动态环境中平均路径长度减少了 6.34%,平均运行时间减少了 10.71%。实验结果表明,改进融合算法具有更快的收敛速度,路径质量也相较最优。然而,在实际情况中,面对多机器人共同实现路径规划,仍具有改进空间。

参考文献

[1] FENG Z H, ZHOU L, QI J, et al. DBVS-APF-RRT*: A global path planning algorithm with ultra-high speed generation of initial paths and high optimal path quality[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 249: 123571.

[2] 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.
- [3] CUI X N, WANG C Q, XIONG Y, et al. More quickly-RRT*: Improved quick rapidly-exploring random tree star algorithm based on optimized sampling point with better initial solution and convergence rate [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 133: 108246.
- [4] LI G X, LIU CH, WU L, et al. A mixing algorithm of ACO and ABC for solving path planning of mobile robot[J]. Applied Soft Computing, 2023, 148: 110868.
- [5] 刘宇庭, 郭世杰, 唐术锋, 等. 改进 A* 与 ROA-DWA 融合的机器人路径规划[J]. 浙江大学学报(工学版), 2024, 58(2): 360-369.
- LIU Y T, GUO SH J, TANG SH F, et al. Path planning based on fusion of improved A* and ROA-DWA for robot[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2024, 58(2): 360-369.
- [6] 朱洪波, 殷宏亮. 分层平滑优化 A* 引导 DWA 用于机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 155-168.
- ZHU H B, YIN H L. Hierarchical smoothing optimization A*-guided DWA for robot path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 155-168.
- [7] LI X H, YU SH H. Comparison of biological swarm intelligence algorithms for AUVs for three-dimensional path planning in ocean currents' conditions[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2023, 28(4): 832-843.
- [8] 陈洋, 李赢, 华铁丹, 等. 基于异构无人系统的水渠网络自主巡检路径规划[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 79-87, 155.
- CHEN Y, LI Y, HUA T D, et al. Autonomous inspection path planning of canal network based on heterogeneous unmanned system[J]. Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 79-87, 155.
- [9] WANG D Y, WANG P, ZHANG X T, et al. An obstacle avoidance strategy for the wave glider based on the improved artificial potential field and collision prediction model[J]. Ocean Engineering, 2020, 206: 107356.
- [10] YANG Y G, LIAO L F, YANG H, et al. An optimal control strategy for multi-UAVs target tracking and cooperative competition [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(12): 1931-1947.
- [11] 孙岩霆, 王荣杰, 蒋德松. 融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 301-310.
- SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning of surface ship by combining A* and dynamic window algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.
- [12] 刘乐, 李斌, 方一鸣, 等. AGTB-RRT*: 一种基于近似测地线避障策略的目标双向 3D RRT* 路径规划算法[J]. 控制与决策, 2024, 39(11): 3763-3771.
- LIU L, LI B, FANG Y M, et al. AGTB-RRT*: A target bidirectional 3D RRT* path planning algorithm based on approximate geodesic obstacle avoidance strategy [J]. Control and Decision, 2024, 39(11): 3763-3771.
- [13] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning [J]. The International Journal of Robotics Research, 2011, 30(7): 846-894.
- [14] 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.
- [15] 马晓群, 王昊, 刘磊, 等. 基于 IRRT-Connect 的自适应路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(15): 82-88.
- MA X Q, WANG H, LIU L, et al. Adaptive path planning algorithm based on IRRT-Connect [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(15): 82-88.
- [16] QURESHI A H, AYAZ Y. Potential functions based sampling heuristic for optimal path planning [J]. Autonomous Robots, 2016, 40(6): 1079-1093.
- [17] 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.
- LIU X S, KANG L, SHAN Z B, et al. Path planning of robot arm based on APF-informed-RRT* algorithm with bidirectional target bias [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 75-83.
- [18] HUANG ZH, GAO Y, GUO J, et al. An adaptive bidirectional quick optimal rapidly-exploring random tree algorithm for path planning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 135: 108776.
- [19] WANG H D, LAI H CH, DU H H, et al. IBPF-RRT*: An improved path planning algorithm with ultra-low number of iterations and stabilized optimal path quality[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2024, 36(7): 102146.

- [20] LIANG Y M, ZHAO H Y. CCPF-RRT*: An improved path planning algorithm with consideration of congestion[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 228: 120403.
- [21] 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.
- [22] ZHU ZH X, YIN Y, LYU H G. Automatic collision avoidance algorithm based on route-plan-guided artificial potential field method[J]. Ocean Engineering, 2023, 271: 113737.
- [23] 黄郑, 谢彧颖, 张欣, 等. 基于运动预测与改进 APF 的无人机路径规划方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 103-111.
HUANG ZH, XIE Y Y, ZHANG X, et al. Unmanned aerial vehicle path planning method based on motion prediction and enhanced APF [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 103-111.
- [24] WANG Z K, IM N. Enhanced artificial potential field for MASS's path planning navigation in restricted waterways[J]. Applied Ocean Research, 2024, 149: 104052.
- [25] 余腾伟, 刘昌力. 动态环境下的移动机器人避障策略研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2021, 40(9): 131-136.
YU T W, LIU CH L. Obstacle avoidance strategy for mobile robots in dynamic environment [J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2021, 40(9): 131-136.
- [26] 刘云平, 蒋长胜, 张婷婷, 等. 考虑内部避碰的多无人机有限时间环形编队控制[J]. 机械工程学报, 2022, 58(1): 61-68.
LIU Y P, JIANG CH SH, ZHANG T T, et al. Multi-UAV finite-time ring formation control considering

internal collision avoidance [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(1): 61-68.

- [27] 黎星华, 刘晓平, 王刚, 等. 面向多智能消防机器人的编队避障控制方法[J]. 机器人, 2024, 46(1): 81-93.
LI X H, LIU X P, WANG G, et al. A formation obstacle-avoidance control method for multiple intelligent firefighting robots[J]. Robot, 2024, 46(1): 81-93.
- [28] CHEN H, LU P. Real-time identification and avoidance of simultaneous static and dynamic obstacles on point cloud for UAVs navigation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2022, 154: 104124.

作者简介



宋俊辉, 2023 年于内蒙古科技大学获得学士学位, 现为内蒙古工业大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人自主定位与导航。

E-mail: 15148064306@163.com

Song Junhui received his B.Sc. degree from Inner Mongolia University of Science and Technology in 2023. He is currently a master student at Inner Mongolia University of Technology. His research interests include autonomous localization and navigation of mobile robots.



郭世杰 (通信作者), 2018 年于西安交通大学获得博士学位, 现为内蒙古工业大学机械工程学院副教授, 主要研究方向为智能制造与机器人技术。

E-mail: sjguo@imut.edu.cn

Guo Shijie (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2018. He is currently an associate professor in the School of Mechanical Engineering at Inner Mongolia University of Technology. His main research interests include intelligent manufacturing and robotics.