

Journal of System Simulation

Volume 36 | Issue 3

Article 21

3-15-2024

Path Planning for Improvement of A* Algorithm and Artificial Potential Field Method

Xiang Yu

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China, yuxiang@cqupt.edu.cn

Chen Jiang

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China, 1396916388@qq.com

Sirui Duan

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Qianrui Deng

School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xtfzxb@126.com.

Path Planning for Improvement of A* Algorithm and Artificial Potential Field Method

Abstract

Abstract: A* algorithm has the problem of too many polyline paths and search nodes, while the artificial potential field (APF) method has the problems of local optimality and unattainability. These problems are investigated in this paper. A new hybrid heuristic function is proposed based on the Euclidean distance and projection distance, based on which the A* algorithm process is improved accordingly. The search nodes of the A* algorithm are reduced, and the search efficiency is improved. The optimal node generated by the new A* algorithm is used as the local target point of the APF algorithm to assist in getting rid of the local optimal point. The potential field function is improved by adding the position relationship between the robot and the target point, and the gain of repulsive force is modified. The generation direction of the repulsive force is optimized. A new algorithm is proposed by fusing the improved two algorithms, and the potential field function of APF method is used to guide the search of the A* algorithm. The improved algorithms are compared in terms of path length, obstacle avoidance effect, and iteration times. The simulation results show that the improved algorithm proposed in this paper has high search efficiency and achieves obstacle avoidance while ensuring the optimal path of the calculation.

Keywords

artificial potential field (APF) algorithm, A* algorithm, path planning, gravitational potential field, repulsive potential field

Recommended Citation

Yu Xiang, Jiang Chen, Duan Sirui, et al. Path Planning for Improvement of A* Algorithm and Artificial Potential Field Method[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 782-794.

改进A*算法和人工势场法的路径规划

余翔, 姜陈*, 段思睿, 邓千锐

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: A*算法存在折线路径多和搜索节点多的问题, 人工势场(artificial potential field, APF)法存在局部最优和不可到达的问题, 针对两种算法存在的问题进行了研究。利用欧氏距离与投影距离提出一种新的混合式启发函数, 依据该函数对A*算法的流程进行改进, 减少A*算法的搜索节点, 提高搜索效率。利用新A*算法生成的最优节点作为APF算法的局部目标点, 辅助机器人摆脱局部最优点; 通过加入机器人和目标点的位置关系改进势场函数, 修改斥力的增益, 优化斥力的生成方向。在改进的基础上将两种算法融合提出一种新的算法, 利用APF法的势场函数引导A*算法的搜索。从路径长度、避障效果、迭代次数对改进算法进行对比分析, 仿真结果表明, 提出的改进算法搜索效率高, 实现避障的同时保证计算的路径最优。

关键词: APF算法; A*算法; 路径规划; 引力势场; 斥力势场

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)03-0782-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0255

引用格式: 余翔, 姜陈, 段思睿, 等. 改进A*算法和人工势场法的路径规划[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(3): 782-794.

Reference format: Yu Xiang, Jiang Chen, Duan Sirui, et al. Path Planning for Improvement of A* Algorithm and Artificial Potential Field Method[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 782-794.

Path Planning for Improvement of A* Algorithm and Artificial Potential Field Method

Yu Xiang, Jiang Chen*, Duan Sirui, Deng Qianrui

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: A* algorithm has the problem of too many polyline paths and search nodes, while the artificial potential field (APF) method has the problems of local optimality and unattainability. These problems are investigated in this paper. A new hybrid heuristic function is proposed based on the Euclidean distance and projection distance, based on which the A* algorithm process is improved accordingly. The search nodes of the A* algorithm are reduced, and the search efficiency is improved. The optimal node generated by the new A* algorithm is used as the local target point of the APF algorithm to assist in getting rid of the local optimal point. The potential field function is improved by adding the position relationship between the robot and the target point, and the gain of repulsive force is modified. The generation direction of the repulsive force is optimized. A new algorithm is proposed by fusing the improved two algorithms, and the potential field function of APF method is used to guide the search of the A* algorithm. The improved algorithms are compared in terms of path length, obstacle avoidance effect, and iteration times. The simulation results show that the improved algorithm proposed in this paper has high search efficiency and achieves obstacle avoidance while ensuring the optimal path of the calculation.

Keywords: artificial potential field (APF) algorithm; A* algorithm; path planning; gravitational potential field; repulsive potential field

收稿日期: 2023-03-06 修回日期: 2023-05-22

基金项目: 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202000615)

第一作者: 余翔(1964-), 男, 正高级工程师, 博士, 研究方向为移动通信系统。E-mail: yuxiang@cqupt.edu.cn

通讯作者: 姜陈(1998-), 男, 硕士生, 研究方向为路径规划等。E-mail: 1396916388@qq.com

0 引言

移动机器人等自主机器人应用广泛, 如消防和侦察^[1-2]、辐射探测和测绘^[3]、目标搜索和定位^[4]、移动机器人灾区救援^[5]等。在一些复杂环境下, 有些工作只能交给移动机器人去代替人完成。近年来关于移动机器人的路径规划研究越来越火热^[6], 其中之一就是移动机器人避障研究。避障功能研究是移动机器人路径规划中重要的一环, 避障是移动机器人自主规划的关键能力。目前关于移动机器人的避障场景研究有室内导航避障^[7]、动态环境下的避障研究^[8]、复杂环境避障导航^[9]等。

目前关于移动机器人路径规划算法整体包括人工智能算法^[10]; 强化学习^[11]; 优化的APF (artificial potential field)算法^[12]; 以及传统的粒子群算法^[13]、蚁群算法^[14]、APF算法、A*算法等。传统的算法都有一定的缺点或缺陷, 只能适用于一些简单或者有条件限制的场景, 对于一些复杂环境可能达不到理想的结果。

由于传统的APF算法和A*算法无法满足路径规划的一些指标, 并且A*算法存在计算节点较多、折线路径多、路径转折处存在来回震荡等原因, APF法存在到达问题和局部问题, 因此实用性不高, 基于此本文做出以下改进:

(1) 针对A*算法存在计算节点多、折线路径多等问题, 利用欧式距离和投影距离修改A*算法的启发函数, 根据新启发函数优化A*算法的流程, 利用新启发函数来选择下一次遍历的节点。

(2) 利用机器人与目标点的位置关系改进APF算法的势场函数, 修改斥力的增益, 优化斥力的生成方向, 以克服不可到达问题; 通过将A*算法得到下一次最优节点作为虚拟中间目标点, 改变合力的计算方式, 辅助机器人跳出局部最优点。

(3) 在2种改进的基础上将2种算法融合提出

一种新的算法A*-APF, 在A*算法成本函数中加入APF算法的势场函数, 利用APF算法引导A*算法的搜索, 使得计算出的路径最优且平滑。

1 A*算法

1.1 原始A*算法

原始的A*算法流程如图1所示, A*算法中 *open_set* 为未选取的节点集合, *close_set* 为已选取的节点集合。该算法通过式(1)来计算每个关键节点的优先级:

$$f(n)=g(n)+h(n) \quad (1)$$

式中: $f(n)$ 为节点 n 的成本函数, 本文选取 $f(n)$ 成本值最小的节点; $g(n)$ 为未选取节点 n 到原始点的成本; $h(n)$ 为未选取关键点 n 到目标关键点的代价。

1.2 改进启发函数

A*算法是一种经典的启发式算法, 通过代价函数 $f(n)$ 对其可达的每一个节点进行计算, 得到成本值最低的节点, 并令其成为下一节点^[15]。为了对A*算法进行, 则需要修改它的启发函数 $h(n)$, 本文修改后的启发函数如图2所示。

若用欧式距离作为启发函数, 则有

$$h_\gamma(n)=\gamma \times \sqrt{(x_n-x_g)^2+(y_n-y_g)^2} \quad (2)$$

式中: γ 为加权系数; x_n , y_n 为当前关键点的坐标; x_g , y_g 为目标点关键点的坐标。为了减少搜索的节点数量, 这里提出一个新的启发函数:

$$H_{\text{new}}=\frac{|x_n \times a + y_n \times b + c|}{\sqrt{(a^2+b^2)}} + \frac{h_\gamma(n)}{\gamma} \quad (3)$$

式中: a , b , c 为直线议程的参数;

$\frac{|x_n \times a + y_n \times b + c|}{\sqrt{(a^2+b^2)}}$ 为关键点 n 到直线 $ax+by+c=0$

的长度, 该直线连接起始关键点和最终关键点;

$\frac{h_\gamma(n)}{\gamma}$ 为节点 n 到目标点 g 的欧式距离。

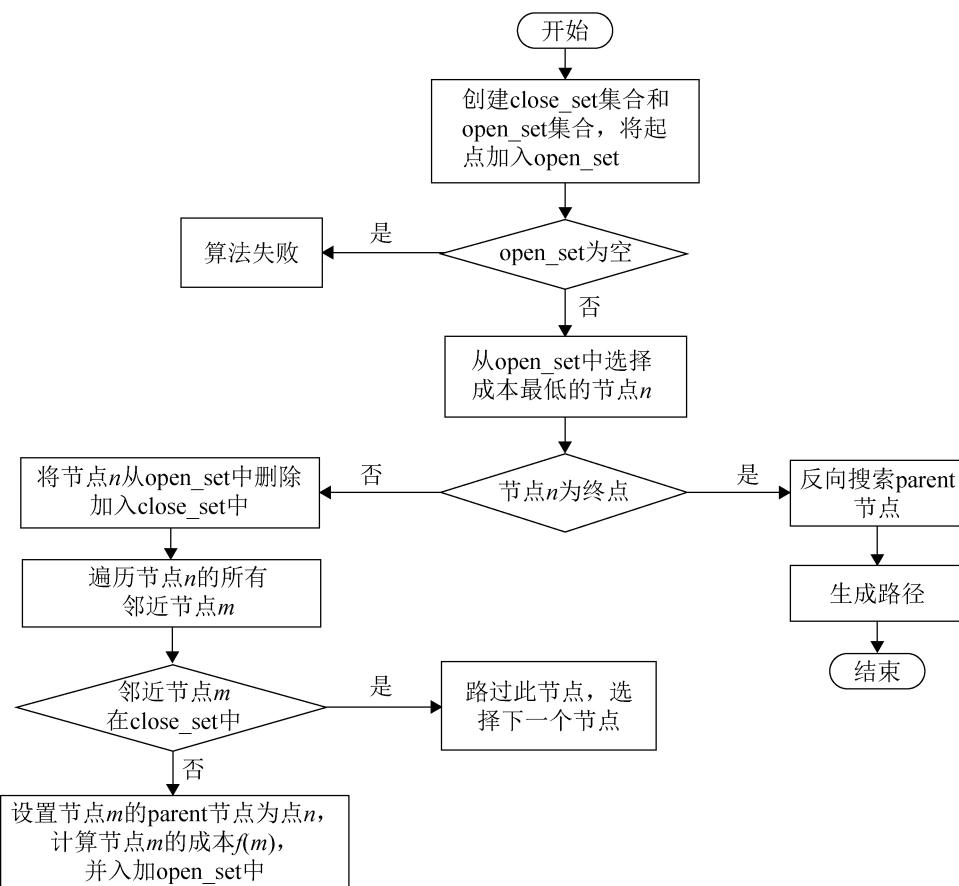


图1 原始A*算法流程
Fig. 1 Flow of original A* algorithm

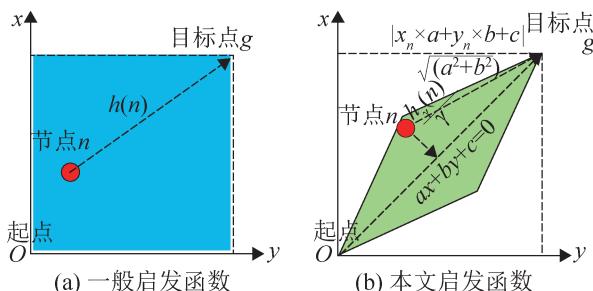


图2 启发函数对比
Fig. 2 Comparison of heuristic functions

图2(a)蓝色部分是搜索区域, 图2(b)绿色部分是搜索区域。图2(a)以欧氏距离启发函数为例, 以节点到目标点的欧氏距离作为驱动条件进行搜索; 图2(b)是由节点到目标点的欧氏距离和节点到直线(原始点到最终点的连线)的投影距离混合作为驱动。本文的启发函数 H_{new} 可以更快地接近目标点, 减少搜索区域中的节点数, 提高搜索效率,

并且减少折线路径。

1.3 改进A*算法流程

基于改进启发函数对A*算法流程进行修改。改进后的流程如图3所示。

2 人工势场法

2.1 基本APF算法

APF算法是在障碍物周围存在斥力, 在目标关键点周围存在引力, 障碍物周围存在碰撞范围, 在这两种势场作用下运动^[16]。

引力跟移动机器人和目标关键点间的距离存在如下关系:

$$P = \frac{1}{2} \mu d_1^{-2} \quad (4)$$

式中: μ 为比例系数; d_1 为欧氏距离。

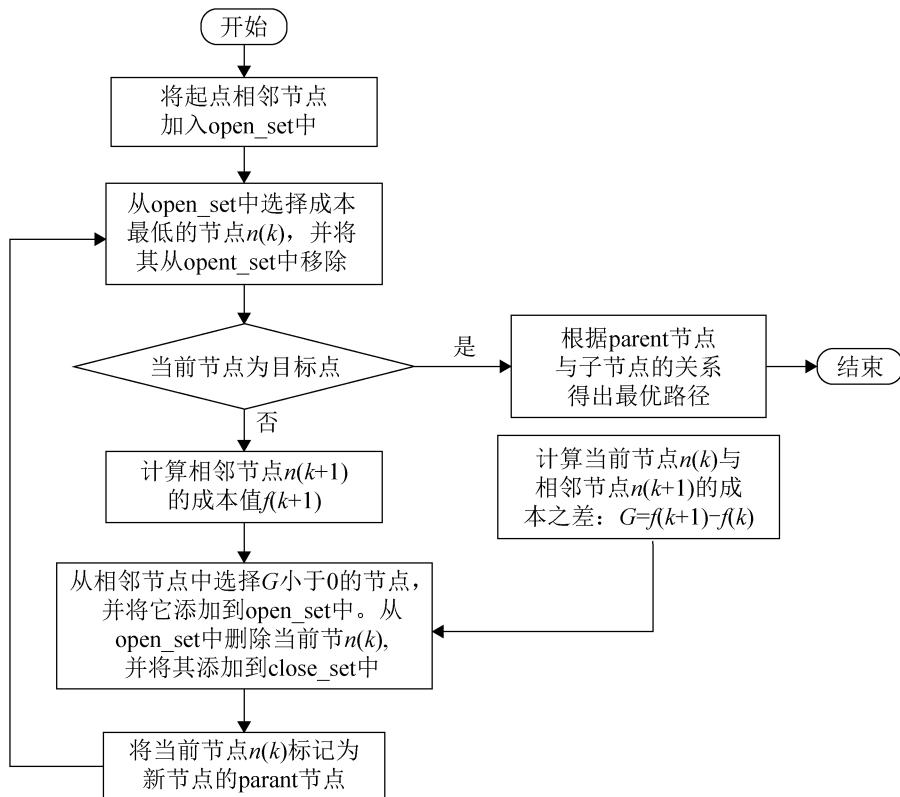


图3 改进A*算法流程
Fig. 3 Improved A* algorithm flow

相应的引力规定如下:

$$\mathbf{I} = -\nabla P = -\mu d_1 \quad (5)$$

式中: ∇ 符号代表梯度计算。

斥力势场跟移动机器人与障碍物间点关系为

$$K = \begin{cases} \frac{1}{2} \lambda \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho} \right)^2, & 0 < d < \rho \\ 0, & d > \rho \end{cases} \quad (6)$$

式中: λ 为斥力系数; ρ 为障碍物的最大影响范围; d 为在空间中与障碍物的最近距离。相应的斥力为

$$\mathbf{T} = -\nabla K \quad (7)$$

得到合势场 $E = P + K$, 那么所受合力为

$$\mathbf{H} = -\nabla E = \mathbf{I} + \mathbf{T} \quad (8)$$

2.2 改进APF算法

APF 算法存在几个亟待解决的问题^[17], 以下分步骤进行解决。

(1) 到达问题

在传统 APF 算法中机器人在避障时由于障碍物过多或者处于障碍物和目标点之间由于斥力的

影响导致无法绕过阻挡物, 无法到达目标点。主要是斥力函数的构建没有考虑到移动机器人和目标点间的距离, 通过在斥力函数中加入移动机器人与目标关键点的距离函数来改进斥力函数, 并修改斥力增益, 减小斥力的影响, 使得移动机器人到达目标关键点。改进的排斥力函数为

$$K_{\text{rej}} = \begin{cases} \frac{1}{2} \lambda_{\text{rej}} \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho} \right)^2, \\ (\sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2})^\eta, & 0 < d < \rho \\ 0, \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\lambda_{\text{rej}} = \varphi \times (e^{-l(n,g)})$, φ 的取值为 $(0, 1)$, $l(n,g)$ 为机器人到目标关键点的距离; η 为大于 0 的常数。

与式(6)对比, 式(9)加入了式(2)的欧氏距离, 对式(6)中的系数进行了替换。

对式(9)求导得到斥力:

$$F_{\text{rej}} = \lambda_{\text{rej}} \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho} \right) \left(\sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2} \right)^\eta + \frac{\eta}{2} \lambda_{\text{rej}} \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho} \right)^2 \left(\sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2} \right)^{\eta-1} \quad (10)$$

可以看出斥力 F_{rej} 由两部分组成:

$$F_{\text{rej}} = F_{\text{Obs} \rightarrow n} + F_{n \rightarrow g} \quad (11)$$

$$F_{\text{Obs} \rightarrow n} = \lambda_{\text{rej}} \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho} \right) (\sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2})^\eta \quad (12)$$

$$F_{n \rightarrow g} = \frac{\eta}{2} \lambda_{\text{rej}} \left(\frac{1}{d} - \frac{1}{\rho} \right)^2 (\sqrt{(x_n - x_g)^2 + (y_n - y_g)^2})^{\eta-1} \quad (13)$$

由式(11)~(13)可知已将斥力 F_{rej} 进行分解, 分解后的斥力对机器人产生的作用如图4所示。

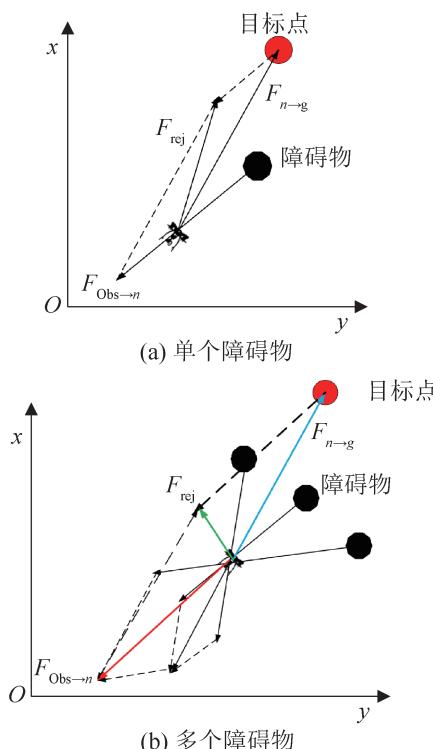


图4 改进后的斥力函数对移动机器人作用的示意图
Fig. 4 Action of improved repulsion function on mobile robot

图4中画出了分解后的斥力方向, $F_{\text{Obs} \rightarrow n}$ 方向由阻挡物对准移动机器人, $F_{n \rightarrow g}$ 表示由机器人对准目标关键点的力, 这是改进后的斥力函数新加入的力。由图4(b)中蓝色表示3个障碍物生成的 $F_{n \rightarrow g}$ 叠加, 易知3个障碍物生成的 $F_{n \rightarrow g}$ 不同但方向相同始终由移动机器人对准阻挡物; 红色表示3个阻挡物生成的 $F_{\text{Obs} \rightarrow n}$ 叠加; 绿色表示最终斥力 F_{rej} 。从力的分解示意图可以看出改进的斥力函数

能减小斥力的影响, 帮助机器人到达目标点。

(2) 陷入局部问题

陷入局部问题实际是受力平衡, 引力斥力相抵消导致移动机器人停下来。本文通过改进A*算法生成的下一次最优节点作为局部虚拟目标点, 通过虚拟目标点生成新的引力, 从而引导移动机器人跳出局部最优问题, 具体如图5所示。

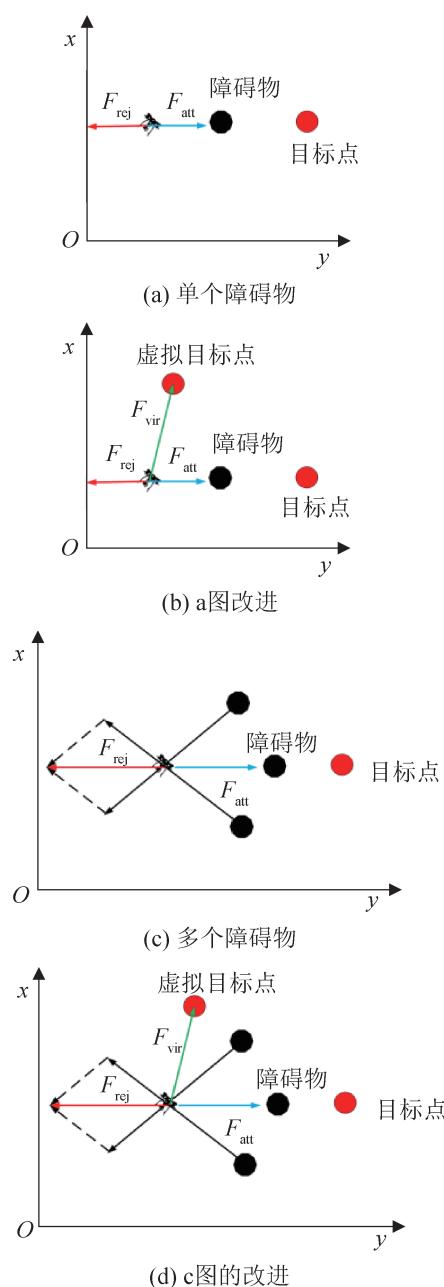


图5 陷入局部问题时的解决方案
Fig. 5 Solution to a local problem

如图5所示, 不管是多障碍物还是单个障碍物处于受力平衡下的机器人如果在添加一个新的引力进去, 则会打破这个平衡, 让机器人朝着新的虚拟目标关键点前进。新的引力表示为

$$F_{\text{vir}} = \frac{1}{2} \phi |D_n - D_{\text{vir}}|^2 \quad (14)$$

式中: ϕ 为增益系数, 随着障碍物数量的增加而递增; $|D_n - D_{\text{vir}}|^2$ 为机器人到虚拟目标关键点的距离, 当到达虚拟目标点时 $F_{\text{vir}} = 0$ 。

由图5可得, 陷入局部问题时的移动机器人所受合力为

$$F = F_{\text{rej}} + F_{\text{att}} + F_{\text{vir}} \quad (15)$$

式中: F_{att} 为目标点对机器人产生的引力。

3 A*算法与APF算法的融合

A*算法适用于全局规划, 但对于某些环境下又缺乏局部规划的能力, 比如在包含阻挡物的环境中不易避开阻挡物和计算路径出现折线; APF算法适用于局部规划, 且能实现一定的避障功能, 但规划出的路径可能不是最优, 且会出现到达问题和陷入局部问题。基于此本文将两种算法融合提出一种新的算法A*-APF, 以此克服这2种算法各自的缺点, 使得计算出的路径具有更好的效果。

采用APF算法引导A*算法的搜索, 提出以下改进和融合, 在改进A*算法基础上, 改进每个搜索关键点的成本值不仅包括起点到该关键点的成本和改进启发函数 H_{new} 的总计值, 还要加上APF算法计算的引力数值和排斥力数值。A*算法对于每个关键点的计算方式如式(1)所示, 其中启发函数改为 H_{new} , 在融合的A*-APF算法中, 将式(1)修改为

$$f(n) = g(n) + H_{\text{new}}(n) + P(n) \quad (16)$$

$$P(n) = k_{\text{att}} \times d(n, g) + \text{sum}(k_{\text{rej}} / d(n, b)^2) \quad (17)$$

式中: $P(n)$ 为关键节点 n 处的势能; $d(n, g)$ 为关键节点 n 到目标关键点 g 的欧式距离; b 为阻挡物的位置; $d(n, b)$ 为关键节点 n 到阻挡物 b 的欧式距离; k_{att} 和 k_{rej} 为引力和排斥力的系数。

利用APF算法再次对A*算法的 $f(n)$ 进行改进, 综合考虑与目标点的距离、与未知阻挡物(可能是静态或动态的)的距离, 将与目标点的势场函数和与未知障碍物的势场函数加入到 $f(n)$ 中, 增强A*算法的局部规划能力。在搜索过程中, 每次从 $open_set$ 中取出 $f(n)$ 最小的关键节点 n 进行扩展时, 将其周围的势能加到其代价值 $f(n)$ 中, 即新计算的关键节点 n 的 $f(n)$ 如式(16)所示。若新关键节点 n 的 $f(n)$ 值比其之前的代价值更小, 则更新其代价值和 $parent$ 节点。如果新节点已经在 $open_set$ 中, 则更新 $f(n)$ 值和 $parent$ 节点。如果新节点已经在 $close_set$ 中, 则跳过。这种方法的好处是可以在A*算法的搜索过程中动态调整APF, 因为 $f(n)$ 包含了APF算法中的相关函数, 可以充分利用A*算法的全局搜索能力, 同时利用APF算法可以避免路径穿过阻挡物, 在遇到阻挡物时能够快速调整方向, 实现动态避障的效果。图6所示为利用A*-APF算法实现包含静态避障的路径规划流程。

若要考虑动态避障的路径规划, 本文这里首先运用所改进的A*算法进行全局路径规划, 计算出不考虑未知阻挡物的最短路径, 然后利用改进APF算法在已计算的路径上进行局部的动态规划, 从而实现全局规划能力与局部规划能力的结合, 辅助机器人在到达目标点时能避开随机出现的阻挡物, 能达到较好的动态避障效果。图7所示为利用A*-APF算法实现包含动态避障的路径规划流程。

4 仿真与分析

4.1 静态避障仿真分析

本文包含静态避障的仿真设置了3组, 在 25×25 地图上进行, 分别用于对比改进前的A*算法、原始的APF算法以及文献[18]、[19]、[20]的算法, 以此验证本文改进的有效性。设计了2种不同的环境: 包含U型障碍物的环境和不包含U型障碍物的环境。仿真在Matlab平台上进行, 仿真参数设置如表1所示。

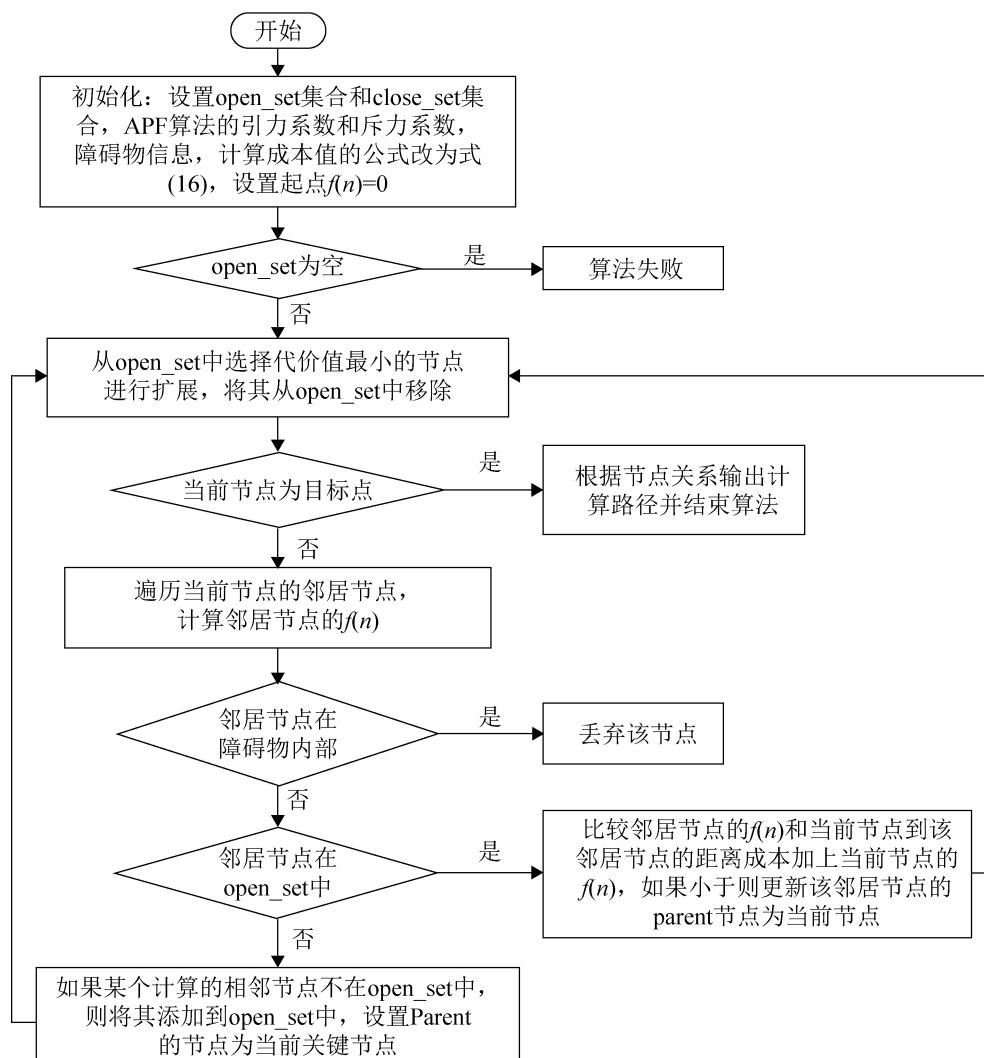


图6 包含静态避障的流程
Fig. 6 Flow involving static obstacle avoidance

4.1.1 A*算法对比

A*算法对比仿真将阻挡物个数设置为8, 仿真结果如图8所示, 仿真数据对比如表2所示。

原始A*算法启发函数这里以欧式距离为主。观察图8可以发现, 改进后的A*算法相比于改进前折线路径更少, 搜索节点也更少, 计算出的路径也更短, 改进后的A*算法迭代次数也减少了近1/3, 搜索效率得到提升。文献[18]算法的改进在于利用面积法和衰减函数来提取转折点以及减少搜索节点, 这样改进对比原始A*算法具有一定的有效性, 但本文的改进在效率、路径长度、路径

的平滑程度上提升更大。这是因为文献[18]算法需要依次计算路径相邻3个节点围成的面积, 以此在靠近目标点时由于衰减函数的作用搜索节点会逐渐增多, 这会导致搜索时间增加和折线路径出现; 而本文是直接改进启发函数, 通过启发函数来改进A*算法流程, 可以保证搜索效率的提高, 在不漏掉关键节点的同时减少折线路径。通过对图8(b), (c)以及表2数据能验证本文改进的有效性。

4.1.2 APF算法对比

APF算法对比仿真将阻挡物个数设置为34, 仿真结果如图9所示, 仿真数据对比如表3所示。

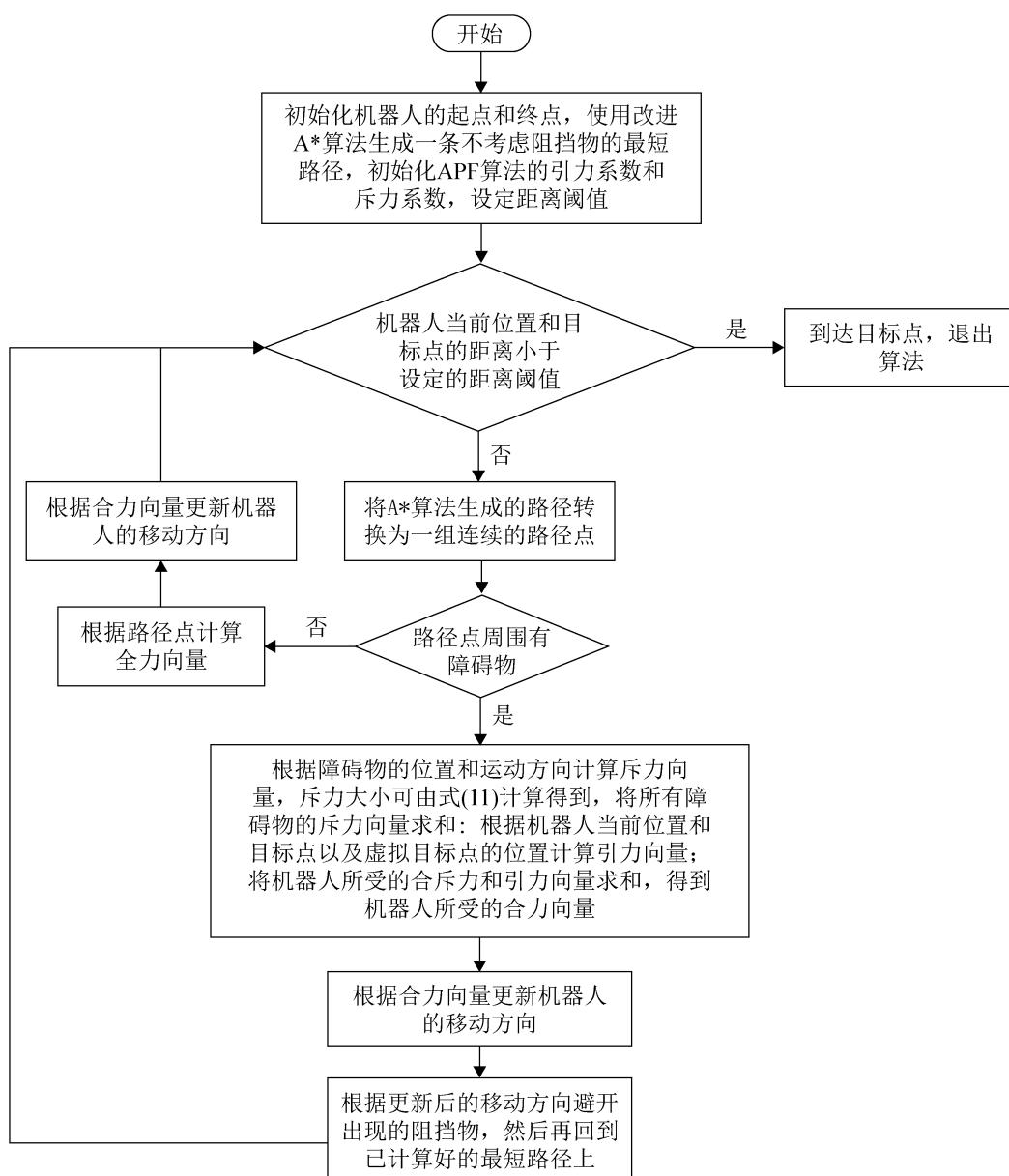


图7 包含动态避障的流程
Fig. 7 Flow involving dynamic obstacle avoidance

表1 初始参数

Table 1 Initialization parameters

参数	数值
斥力相关系数 ϕ	0.8
引力比例系数 μ	1.5
虚拟点引力系数 ϕ	0.5
障碍物碰撞范围 ρ	1.8
机器人与目标点的 η 次方	0.5
仿真步长	0.1
最大迭代次数	500
障碍物数量	34或8
目标点位置	(23,24)

文献[19]的改进 APF 算法和本文改进 APF 算法都能使机器人到达目标关键点, 但原始算法陷入局部问题, 本文改进所计算的路径更短, 更为平滑。文献[19]通过退火算法的温度系数来改进势场函数, 利用退火和回火策略防止陷入局部最优; 相比之下, 本文利用改进 A* 算法生成的最优节点作为虚拟目标关键点来解决局部问题的方案更好, 同时又保证路径长度最短。

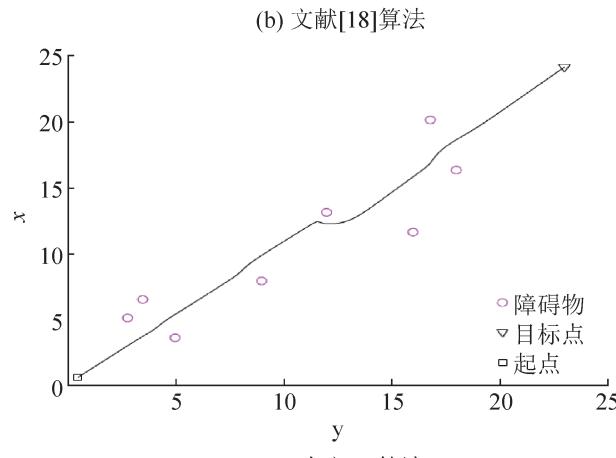
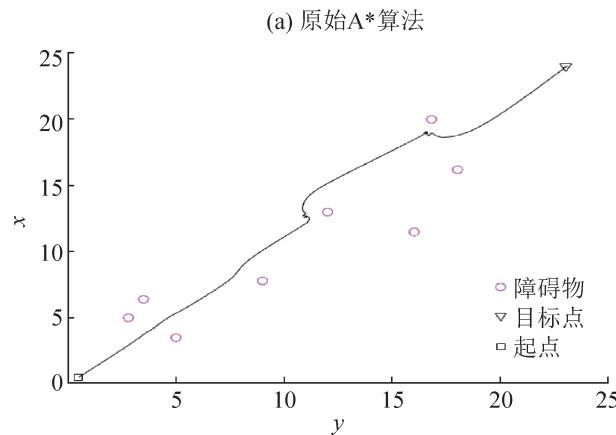
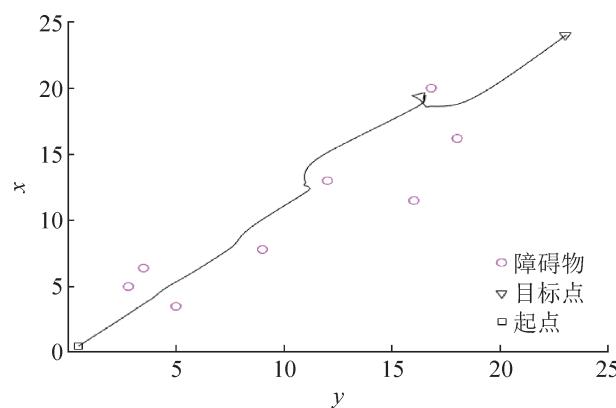


图8 A*算法对比
Fig. 8 A* algorithm comparison

表2 A*算法仿真数据对比 Table 2 Comparison of simulation data of A* algorithm		
图例	路径长度	迭代次数
图8 (a)	40.48	285
图8 (b)	35.13	231
图8 (c)	32.24	196

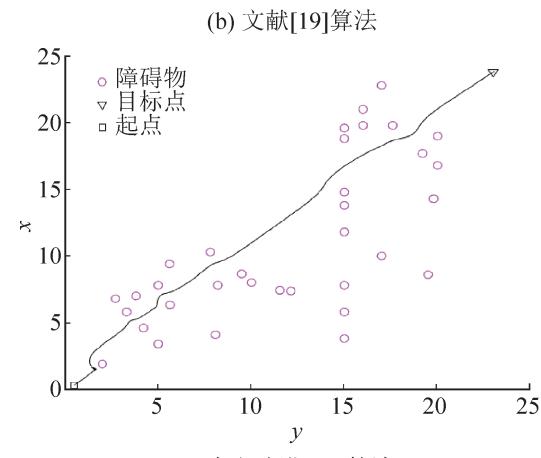
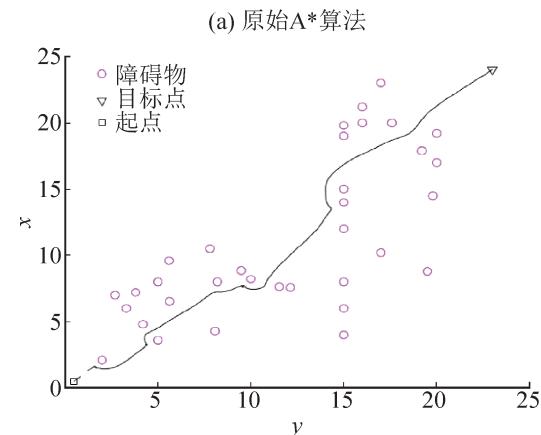
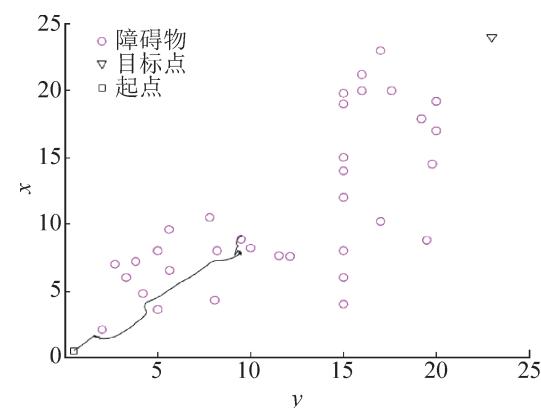


图9 APF算法对比
Fig. 9 APF algorithm comparison

表3 APF算法仿真数据对比 Table 3 Comparison of simulation data of APF algorithm		
图例	路径长度	
图9 (a)	未到达	
图9 (b)	39.03	
图9 (c)	34.24	

4.1.3 对比文献[20]算法

本文改进算法对比文献[20]算法所用仿真将阻挡物个数设置为34, 仿真结果如图10所示, 仿真数据对比如表4所示。

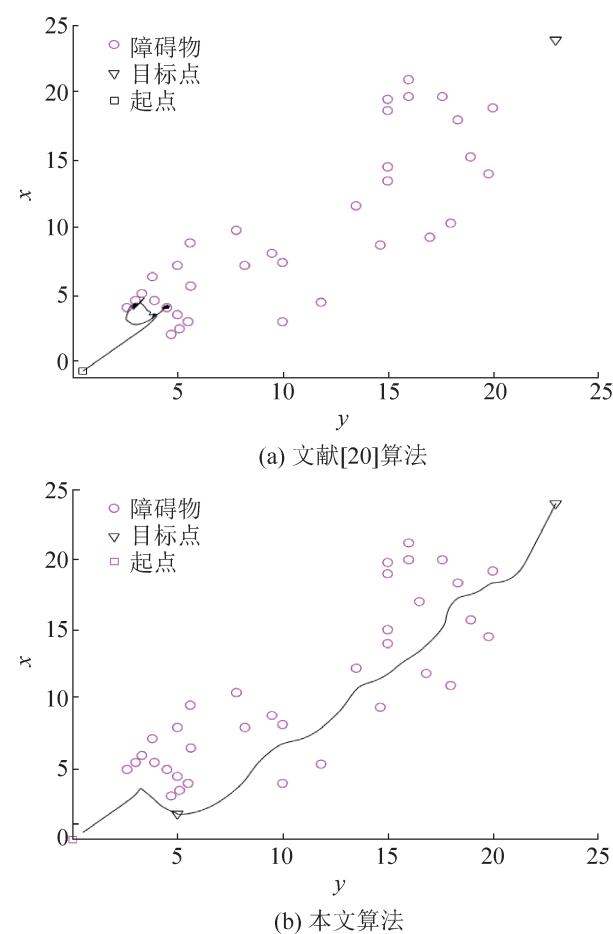


图10 对比文献[20]算法
Fig. 10 Comparison of algorithms in literature [20]

表4 文献[20]算法仿真数据对比
Table 4 Comparison of simulation data of algorithms in literature [20]

图例	路径长度	迭代次数
图10(a)	未到达	500
图10(b)	42.69	313

对比图10发现, 本文融合算法A*-APF的改进要优于文献[20]中的改进。文献[20]通过位置关系和改变合力角度的方式进行避障, 并且也结合了A*算法的思想, 但是其仿真的环境较本文相对简单, 可以发现移动机器人无法在U型障碍物中实现避障, 且被多个阻挡物包围时会让移动机器

人的路径出现折线和来回震荡无法逃脱障碍物的包围; 查看图10(b)图, 本文通过改进A*算法设置的虚拟目标关键点传入改进APF算法中重新计算陷入局部问题的合力可以使机器人快速绕过U型阻挡物, 且路径较光滑, 并且计算的路径较短, 迭代次数较少, 提高了搜索效率。

4.2 动态避障仿真分析

本文动态避障的仿真模拟在 10×10 的地图上进行, 仿真参数设置如表5所示。

表5 初始参数

Table 5 Initialization parameters

参数	数值
斥力相关系数 φ	0.75
引力比例系数 μ	1.5
虚拟点引力系数 ϕ	0.5
障碍物碰撞范围 ρ	2
机器人与目标点的 η 次方	0.5
仿真步长	0.1
动态障碍物数量	7
静态障碍物数量	17
目标点位置	(10,10)

障碍物包含静态障碍物和动态障碍物, 通过放置动态障碍物和静态障碍物对本文融合算法A*-APF的动态避障能力进行验证与分析, 模拟了机器人与移动障碍物3次相遇的情况, 如图11所示。图中静态障碍物为紫色方块, 动态障碍物为黑色方块, 移动机器人为红色三角形, 绿色六角形为目标点。设置动态障碍物的运动方向各不相同。

由图11(b)~(g)可以看出, 机器人在遇到障碍物时会在改进人工势场的作用下, 调整方向避免与动态障碍物和静态障碍物相撞, 此时机器人所受合力由改进后的势场函数产生的斥力、虚拟目标点产生的引力以及最终目标点产生的引力构成, 通过三者叠加得出机器人的最终避障方向。观察仿真结果可知: 本文的融合算法A*-APF可以达到动态避障的效果, 在避障的同时保证路径平滑和最优, 不会出现折线路径。验证了本文对A*算法和APF算法改进的有效性。

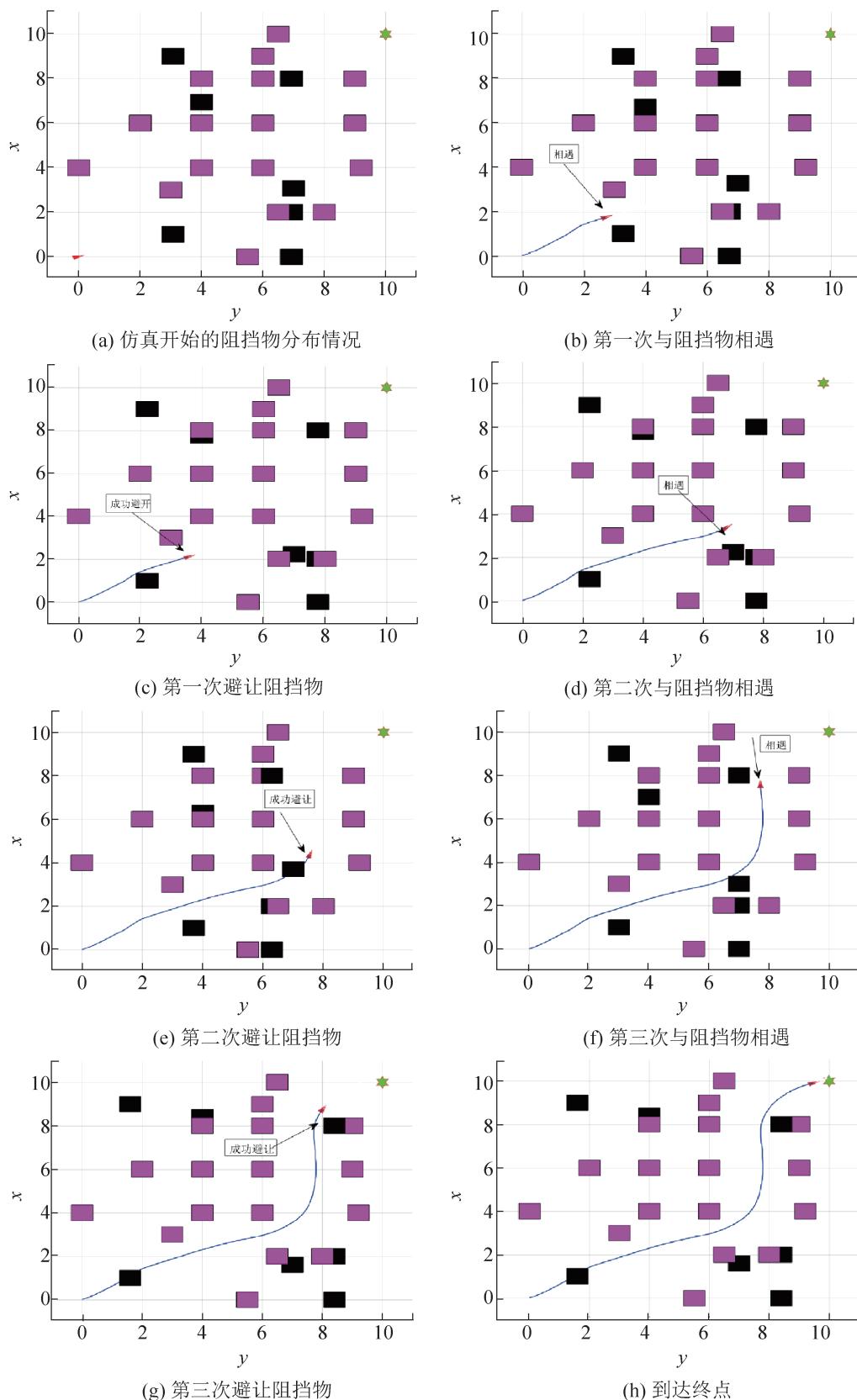


图11 动态避障仿真结果
Fig. 11 Simulation results of dynamic obstacle avoidance

5 结论

针对传统A*算法折线多和搜索节点多的问题、传统APF法的到达问题和局部问题，提出改进，并且融合两种改进算法实现在包含未知障碍物的环境下的移动机器人路径规划。通过设置不同环境下的仿真来验证本文改进的有效性，结果表明，本文算法能够快速计算出一条光滑最优的路径，同时能让移动机器人避开动态阻挡物和静态阻挡物，到达目标关键点。

参考文献:

- [1] 张树生, 裴文良, 孙宁, 等. 消防灭火侦察机器人的研制与应用[J]. 制造业自动化, 2016, 38(6): 55-58.
Zhang Shusheng, Pei Wenliang, Sun Ning, et al. Development and Application of Fire Fighting Reconnaissance Robot[J]. Manufacturing Automation, 2016, 38(6): 55-58.
- [2] Hazim Shakhatreh, Ahmad H Sawalmeh, Al-Fuqaha A, et al. Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): A Survey on Civil Applications and Key Research Challenges[J]. IEEE Access, 2019, 7: 48572-48634.
- [3] Han Jinlu, Xu Yaojin, Di Long, et al. Low-cost Multi-UAV Technologies for Contour Mapping of Nuclear Radiation Field[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2013, 70(1): 401-410.
- [4] 杨艳红, 钟宝江, 田宏伟. DS-YOLOv4-tiny救援机器人目标检测模型[J]. 计算机仿真, 2022, 39(1): 387-393.
Yang Yanhong, Zhong Baojiang, Tian Hongwei. Target Detection Model of DS-YOLOv4-tiny Rescue Robot[J]. Computer Simulation, 2022, 39(1): 387-393.
- [5] 余翔, 邓千锐, 段思睿, 等. 一种多无人机协同优先覆盖搜索算法[J/OL]. 系统仿真学报, (2023-03-15) [2023-04-19]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1476>.
Yu Xiang, Deng Qianrui, Duan Sirui, et al. A Multi-UAV Cooperative Priority Coverage Search Algorithm[J/OL]. Journal of System Simulation, (2023-03-15) [2023-04-19]. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1476>.
- [6] 林韩熙, 向丹, 欧阳剑, 等. 移动机器人路径规划算法的研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(18): 38-48.
Lin Hanxi, Xiang Dan, Ouyang Jian, et al. Review of Path Planning Algorithms for Mobile Robots[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(18): 38-48.
- [7] Prateek Chhikara, Rajkumar Tekchandani, Neeraj Kumar, et al. DCNN-GA: A Deep Neural Net Architecture for Navigation of UAV in Indoor Environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(6): 4448-4460.
- [8] 王东署, 赵红燕. 移动机器人动态避障的调节发育学习[J]. 控制与决策, 2023, 38(11): 3112-3120.
Wang Dongshu, Zhao Hongyan. Motivated Developmental Learning of Mobile Robots in Dynamic Collision-avoidance[J]. Control and Decision, 2023, 38(11): 3112-3120.
- [9] Gao Fei, Wang Luqi, Zhou Boyu, et al. Teach-repeat-replan: A Complete and Robust System for Aggressive Flight in Complex Environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2020, 36(5): 1526-1545.
- [10] Yang Xin, Chen Jingyu, Dang Yuanjie, et al. Fast Depth Prediction and Obstacle Avoidance on a Monocular Drone Using Probabilistic Convolutional Neural Network [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(1): 156-167.
- [11] Dooyoung Hong, Seonhoon Lee, Young Hoo Cho, et al. Energy-efficient Online Path Planning of Multiple Drones Using Reinforcement Learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(10): 9725-9740.
- [12] 罗强, 王海宝, 崔小劲, 等. 改进人工势场法自主移动机器人路径规划[J]. 控制工程, 2019, 26(6): 1091-1098.
Luo Qiang, Wang Haibao, Cui Xiaojin, et al. Autonomous Mobile Robot Path Planning Based on Improved Artificial Potential Method[J]. Control Engineering of China, 2019, 26(6): 1091-1098.
- [13] 巍理国, 纪壮壮, 夏旻, 等. 基于改进多目标粒子群算法的机器人路径规划[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(12): 2892-2898.
Weng Liguo, Ji Zhuangzhuang, Xia Min, et al. Robot Path Planning Based on Improved Multi-objective Particle Swarm[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(12): 2892-2898.
- [14] 江明, 王飞, 葛愿, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 113-121.
Jiang Ming, Wang Fei, Ge Yuan, et al. Research on Path Planning of Mobile Robot Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2): 113-121.
- [15] Xiong Xiaoyong, Min Haitao, Yu Yuanbin, et al. Application Improvement of A* Algorithm in Intelligent Vehicle Trajectory Planning[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2021, 18(1): 1-21.
- [16] Oscar Montiel, Roberto Sepúlveda, Ulises Orozco-Rosas. Optimal Path Planning Generation for Mobile Robots Using Parallel Evolutionary Artificial Potential Field[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 2015, 79(2):

- 237-257.
- [17] Zhang Wei, Wei Shilin, Zeng Jia, et al. Multi-UUV Path Planning Based on Improved Artificial Potential Field Method[J]. International Journal of Robotics & Automation, 2021, 36(4): 231-239.
- [18] 王彬, 聂建军, 李海洋, 等. 优化A^{*}与动态窗口法的移动机器人路径规划[J/OL]. 计算机集成制造系统. (2022-03-08) [2023-05-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20220305.1932.024.html>.
- Wang Bin, Nie Jianjun, Li Haiyang, et al. Optimization of A^{*} and Dynamic Window Method for Mobile Robot Path Planning[J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems. (2022-03-08) [2023-05-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20220305.1932.024.html>
- [19] Wu Zhengtian, Dai Jinyu, Jiang Baoping, et al. Robot Path Planning Based on Artificial Potential Field with Deterministic Annealing[J]. ISA Transactions, 2023, 138: 74-87.
- [20] 周克帅, 范平清. 改进A^{*}算法与人工势场算法移动机器人路径规划[J]. 电子器件, 2021, 44(2): 368-374.
Zhou Keshuai, Fan Pingqing. Improved A^{*} Algorithm and Artificial Potential Field Algorithm for Mobile Robot Path Planning[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2021, 44(2): 368-374.