

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407883

平滑高效的 U 型障碍物路径规划*

姜媛媛 谢宏达

(安徽理工大学电气与信息工程学院 淮南 232001)

摘要:针对复杂 U 型障碍物环境中跳点搜索算法 (jump point search, JPS) 路径长、拐点多和人工势场法 (artificial potential field, APF) 陷入 U 型陷阱引起的路径曲折、寻路效率低等问题,提出融合改进 JPS 算法和 APF 算法 (JPS*-APF) 的移动机器人路径规划算法。首先,在传统 JPS 算法中增加角度偏差函数并删除冗余节点,减小搜索距离和转折次数;其次,改进 JPS 算法的拐点作为子目标点,分段引导 APF 算法逃出 U 型陷阱,自适应生成拐角障碍物斥力或动态子目标点提高路径平滑度;然后,在目标点区域添加对称虚拟障碍物解决目标不可达、融合外部斥力和重规划策略逃出局部最优,提高寻路效率;最后,适时加入相对速度斥力保证动态避障的安全性。针对不同 U/L 型障碍物环境进行数值仿真,结果表明,JPS*-APF 算法较 IA*-APF 算法平均减少了 51.5% 的寻路时间和 7.3% 的路径长度,而且 JPS*-APF 算法路径更平滑,能有效逃出 U 型陷阱并提升移动机器人的工作效率;同时通过真实环境实验测试验证了 JPS*-APF 算法规划的可行性。

关键词: JPS 算法; APF 算法; U 型陷阱; 平滑; 高效; 动态避障

中图分类号: TP242.6; TN964

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.80

Smooth and efficient U-shaped obstacle path planning

Jiang Yuanyuan Xie Hongda

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Aiming at the problems of long path length and numerous turning points of jump point search (JPS) algorithm and path tortuosity with low pathfinding efficiency of path finding caused by artificial potential field (APF) falling into U-shaped trap in complex U-shaped obstacle environment. this paper proposes a mobile robot path planning algorithm that integrates an improved JPS algorithm and APF algorithm (JPS*-APF). Firstly, an angle deviation function is introduced into traditional JPS algorithm, and redundant nodes are removed to reduce search distance and turning frequency. Secondly, turning points from improved JPS algorithm are used as sub-goals, guiding APF algorithm in segments to escape U-shaped trap. Adaptive generation of repulsive forces for corner obstacles or dynamic sub-goals enhances path smoothness. Then, symmetric virtual obstacles are added to the target area to resolve target inaccessibility, while external repulsive forces and re-planning strategies are fused to escape local optima and improve pathfinding efficiency. Finally, relative velocity repulsive forces are introduced to ensure safety during dynamic obstacle avoidance. Numerical simulations in different U/L-shaped obstacle environments demonstrate that JPS*-APF algorithm reduces pathfinding time by an average of 51.5% and path length by 7.3% compared to IA*-APF algorithm. Moreover, JPS*-APF algorithm generates smoother paths, effectively escapes U-shaped traps, and enhances mobile robot's working efficiency. The feasibility of JPS*-APF algorithm is also validated through real-world experimental tests.

Keywords: JPS algorithm; APF algorithm; U-shaped trap; smooth; efficient; dynamic obstacle avoidance

0 引言

移动机器人被广泛应用于工业制造、物流运输、农业生产等领域,近年来,移动机器人的路径规划水平象征着自动化行业的发展程度^[1]。其主要思路是根据能耗、路程、时间、平滑度等性能指标,保证在复杂障碍物环境下,规划出一条从起始位置至目标位置的最优路径^[2]。而U型障碍物在复杂环境中频繁出现,如集装箱码头、物流仓库、城市道路等;U型障碍物对路径规划算法的影响较大,通过躲避或有效逃离U型陷阱可以提升路径规划的效率、平滑度和安全性,更好的适应复杂环境。

根据环境信息的已知或未知,通常把移动机器人的路径规划分为全局路径规划和局部路径规划^[3]。目前全局路径规划算法主要有A*算法、遗传算法、蚁群算法、跳点搜索算法(jump point search, JPS)等^[4]。局部路径规划中常用的有人工势场法(artificial potential field, APF)、动态窗口法、人工免疫法等^[5]。针对复杂动态U型障碍物环境,已有不少学者进行了改进研究。文献[6]在人工势场法中引入模拟退火算法增设随机目标点,引导机器人逐渐逃出局部最优,但在U型陷阱较多的环境中,极大的降低了寻路效率。文献[7]设计了基于贪婪策略的双层遗传算法,在U型集装箱码头中,根据问题的多目标和层次特征来安排任务,有效解决了路径冲突,但动态环境下的路径规划效率较低。文献[8]使用指数函数加权 and 三次样条插值改进A*算法,并引入斥力势场修正因子和出逃力优化人工势场法,能在井下巷道环境中进行精确寻路,但未对动态避障路径做平滑处理。文献[9]基于动态窗口法设计自适应律来改善评价函数的权重,采用低速转向策略帮助机器人逃脱U型陷阱,提高了寻路的效率与安全性,但得到的路径平滑度较低。文献[10]采用基于强化学习的超启发式遗传算法来求解模型,避免了U型集装箱码头中自动导引车之间的冲突,显著提高了搬运效率,但动态实时调度的效率仍需提高。文献[11]在A*算法中引入角度加权估价函数和优化子节点的选择策略,在人工势场法中引入相对速度斥力增加避障安全性,能有效逃出U型陷阱,但在子节点附近路径曲折且整体路径平滑度低。

JPS算法是基于A*算法基础上改进的算法,相比于其他全局路径规划算法,自适应性较强、计算量小,搜索速度快^[12]。只要存在起始点至目标点的路径就一定能找到最优路径,在全局路径规划中应用较为广泛^[13]。但传统JPS算法没有对路径进行平滑处理,规划路径的节点和转折次数较多,易进入U型陷阱。人工势场法是一种常见的局部路径规划方法^[14],利用该方法可以实时避障且能规划出平滑的轨迹,实时性强。但人工势场法仅

利用局部信息,可能会使得机器人目标不可达或陷入U型陷阱^[15]。面对U型、L型障碍物时还会引起合力方向突变,导致路径振荡、陷入死区^[16],降低寻路效率。

为此,针对在U型障碍物环境中路径曲折和寻路效率低的问题,提出融合改进JPS算法和APF算法(JPS*-APF)。首先,改进JPS算法的代价函数并优化生成的路径,减小路径搜索距离和子目标点,降低进入U型陷阱的次数,并引导人工势场法逃出U型陷阱。然后,构建综合势力场并引入自适应子目标点和拐点障碍物斥力增加路径平滑度;添加目标对称虚拟障碍物解决目标不可达、提出重规划融合外部斥力势场的方法高效逃出U型陷阱,从而提高寻路效率。最后,引入相对速度斥力,保证U型障碍物环境中的避障安全性。

1 JPS 算法

JPS算法常用于全局路径规划,相较于A*算法,它通过分析启发式信息和环境结构,识别并舍去大量不会对找到最优路径产生贡献的节点,仅保留那些具有潜在重要性的节点进行扩展,这些保留下的节点称为跳点^[17]。JPS算法的优越性源自于其特有的定义与规则,并提出了强迫邻居点与跳点的概念^[18]。

1.1 JPS 算法的定义与规则

定义1 节点 X 的8个邻域中存在障碍物,且 X 的父节点 P 经过 X 到达 n 的代价小于其他任意路径到达 n 的代价,则 n 是 X 的强迫邻居,如图1所示。

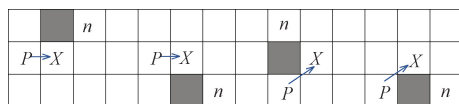


图1 强迫邻居点

Fig. 1 Forced neighbor points

定义2 若点 X 是起始点、目标点或 X 有强迫邻居,则 X 是跳点;若父节点 P 到 X 是对角线移动,且通过水平或垂直方向移动能到达跳点,则 X 是跳点,如图2所示, F 为强迫邻居、 E 为跳点, P 到 X 为对角线移动, X 到跳点 E 为直线移动,所以 X 也为跳点。

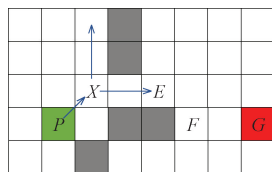


图2 跳点

Fig. 2 Jump point

规则 1: 搜寻跳点时, 若直线和对角线方向都可以移动, 则优先朝直线方向搜寻跳点。

规则 2: 从父节点 P 到 n 的所有路径中, 父节点 P 经过 X 到 n 的路径代价不是最小, 则到达 X 后下一个点不会朝 n 移动。若此时 X 已被判断为跳点, 则该节点 n 将不会被加入 $openlist$ 。

规则 3: 只有跳点才会加入 $openlist$, 最后寻找出来的路径点是跳点集合的子集。

JPS 算法从起始点开始搜寻跳点, 将所有跳点放入 $openlist$ 中, 通过定义的代价函数计算每个跳点的代价值, 将代价值点最小的跳点作为子节点并放入 $closelist$ 中^[19]。由于每次选取的节点都是最小代价跳点, 所以得到的路径一定是最优的。JPS 算法的评价函数为:

$$f(n) = g(n) + h(n) \tag{1}$$

式中: $f(n)$ 为起始点到目标点的总代价; $g(n)$ 为起始点到当前节点的实际代价; $h(n)$ 为当前节点到目标点的估计代价。 $h(n)$ 采用曼哈顿距离, 其代价函数为:

$$h(n) = |x_{node} - x_{goal}| + |y_{node} - y_{goal}| \tag{2}$$

式中: (x_{node}, y_{node}) 表示当前节点的坐标; (x_{goal}, y_{goal}) 表示目标点的坐标。

1.2 改进评价函数

JPS 算法的搜索性能主要由评价函数决定, 当起点与终点没有障碍物时, 起点到终点的最优路径为两点间的直线 L 。当环境地图中出现障碍物后, 路径点离直线 L 越远, 转弯代价和路程代价越大。因此, 在评价函数中引入角度偏差代价, 根据起始点、目标点、当前点的相对位置自适应调整 $h(n)$ 的权重, 减少搜索节点和转折路径, 提高寻路效率。改进后的评价函数为:

$$f(n) = g(n) + (1 + \sin(|\phi - \phi_n|)) \cdot h(n) \tag{3}$$

式中: ϕ 为起始点、目标点连线与 X 轴的夹角; ϕ_n 为当前

点、目标点连线与 X 轴的夹角。

1.3 优化路径

人工势场法将改进 JPS 算法生成的路径点作为子目标点, 但是路径点过多会增大距离代价和转弯代价, 同时也会增加路径进入 U 型障碍物区域的概率。因此, 通过删除冗余的路径点来优化路径, 如图 3 所示。

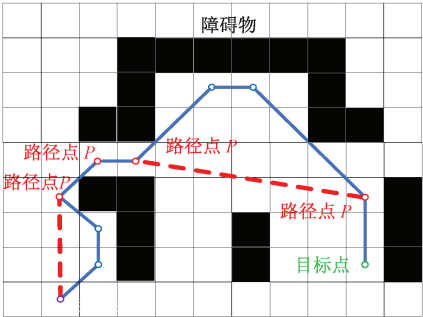


图 3 路径优化
Fig. 3 Path optimization

图 3 中, 蓝色实线为原始路径, 红色虚线为优化后的路径, 从第 1 个路径点开始, 逐步检查与后续每个路径点之间是否存在碰撞, 如果存在碰撞, 就将碰撞的前一个路径点 P 添加到优化后的路径中, 并从路径点 P 重新开始检查。如果到达终点且没有碰撞, 就将终点添加到优化路径中。通过优化路径, 减少了处于 U 型障碍物区域的路径点, 增加了路径平滑度。

1.4 仿真结果

全局路径对比仿真结果如图 4 所示。图 4 中, 蓝色和黄色方块分别为搜索节点和最小代价值节点。由图 4 可知, 改进 JPS 算法在相同环境下搜索到的路径更短、转折次数更少。

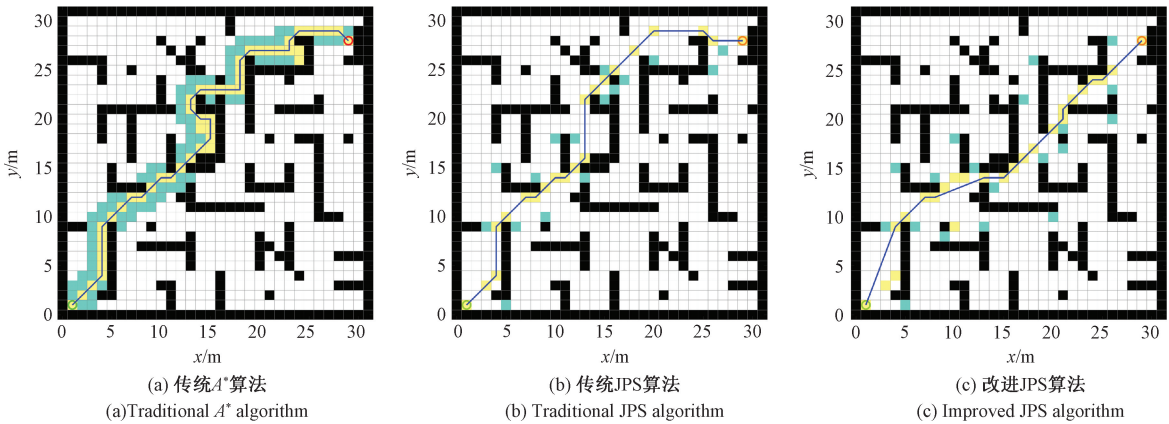


图 4 全局路径对比仿真结果
Fig. 4 Global path comparison simulation results

表1为3种不同算法的仿真结果,与传统A*对比,改进JPS算法的路径长度、时间、转折次数分别减少了18.6%、15.4%、52.6%。与JPS算法对比,改进JPS算法的寻路时间基本未变,但路径长度、转折次数分别减少了10.5%、18.1%。表明了改进JPS算法更优于JPS算法和传统A*算法。

表1 全局路径仿真实验对比数据

Table 1 Global path simulation experiment comparison data

算法	路径长度/m	时间/s	转折次数
传统 A*	51.04	0.398	19
传统 JPS	46.45	0.310	11
改进 JPS	41.55	0.312	9

2 人工势场法

2.1 传统人工势场法

传统APF算法的原理是梯度势场法,算法中机器人受到的引力势场为^[20]:

$$U_{att} = \frac{1}{2} \mu h^2 \quad (4)$$

式中: μ 为比例系数; h 为机器人与目标点的欧氏距离。机器人受到的引力为引力势场的负梯度:

$$F_{att} = -\nabla U_{att} = \mu h \quad (5)$$

机器人与障碍物间的斥力势场为:

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2} k \left(\frac{1}{q} - \frac{1}{d} \right)^2, & q \leq d \\ 0, & q > d \end{cases} \quad (6)$$

式中: k 为斥力场常量; q 为机器人与障碍物的距离; d 为障碍物对机器人的影响距离。机器人受到斥力为:

$$F_{rep} = -\nabla U_{rep} = \begin{cases} k \left(\frac{1}{q} - \frac{1}{d} \right) \frac{1}{q^2}, & q \leq d \\ 0, & q > d \end{cases} \quad (7)$$

传统人工势场法通过引力与斥力的合力大小与方向控制机器人运动,在简单环境能够快速规划出一条无碰撞路径,但是在复杂的U型动态环境中,其往往无法满足规划要求。

2.2 改进人工势场法

传统APF算法存在如下3个亟待解决的问题^[21]。

1) 路径曲折与目标不可达问题

改进JPS算法生成的下一次最优节点作为子目标点,引导机器人沿着最终目标点移动,避免人工势场法陷入U型陷阱,如图5(a)所示的蓝色路径。但是当动态障碍物停留在子目标点的位置时,导致机器人无法到达该子目标点,或者动态障碍物在子目标点附近移动,机器人

躲避动态障碍物后可能已经偏移该子目标点,但由于引力的作用,机器人会继续朝着该子目标点移动,导致路径曲折,如图5(b)所示的红色路径。

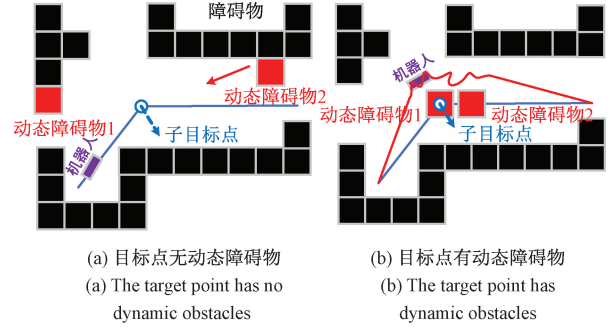


图5 动态障碍物移动轨迹

Fig. 5 Moving trajectory of dynamic obstacle

所以引入邻域动态子目标点解决动态障碍物停留或徘徊在子目标点附近的问题,方法如下:

(1) 当动态障碍物停留或徘徊在子目标点附近时,判断该子目标点与下一目标点的距离是否小于障碍物影响距离。若判断成立,将下一个子目标点作为新目标点;若判断不成立则执行步骤(2)。

(2) 选择子目标点的无障碍物邻近点作为新子目标点,优先选择机器人当前位置与下一子目标点方向上的邻近点作为新子目标点。

当机器人移动到子目标点附近时,全局路径的下一节点会作为新子目标点,此时子目标点的改变会引起合力突变。如图6(a)所示,如果拐角中没有障碍物,合力突变会导致路径转弯幅度剧烈。如图6(b)所示,若拐角中存在障碍物时,人工势场法受到障碍物斥力的作用,能减缓合力的突变,并规划出较平滑的路径。

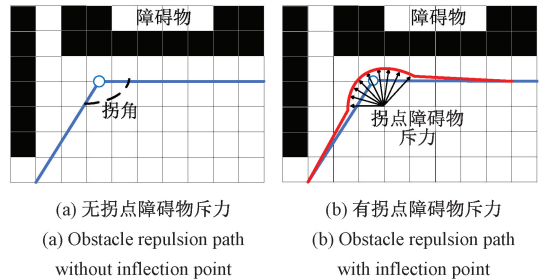


图6 拐点障碍物斥力

Fig. 6 Obstacle repulsion at inflection point

所以在无障碍物拐角中加入障碍物斥力增加路径平滑度,方法如下。

(1) 当机器人运动到某个拐点处时,判断该拐角的大小,若拐角 $<135^\circ$ 则执行步骤(2)。

(2) 判断拐角处是否存在障碍物,若不存在障碍物

则根据拐角的朝向在拐点附近添加障碍物斥力。

APF 算法中机器人与目标点越近,受到的引力越小;若目标点附近存在障碍物,机器人受到的引力小于斥力,导致机器人无法到达目标点。由于 JPS 算法的全局性,机器人当前位置与各个子目标点之间不会存在障碍物,所以在目标点附近添加对称虚拟障碍物解决目标不可达问题。

机器人运动到目标点附近时,若引力小于等于斥力,则以机器人为中点,寻找目标点邻近障碍物的对称点,若对称点处无障碍物,则在对称点处添加虚拟障碍物,如图 7 所示。当机器人到达目标点时,取消虚拟对称障碍物。

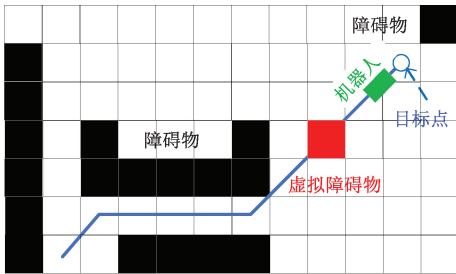


图 7 对称虚拟障碍物

Fig. 7 Symmetric virtual obstacle

2) 局部最优问题

当机器人陷入 U 型陷阱或合力为 0 时,机器人会无法明确后续路径,并出现停止或徘徊,使得机器人陷入局部最优。通常可以添加外部斥力逃出局部最优解,改进后的斥力势场为:

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2}k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d})^2 + \frac{1}{4}k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d})^2, & q \leq d \\ 0, & q > d \end{cases} \quad (8)$$

外部斥力势场相应的斥力为:

$$F_{rep} = \begin{cases} k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d}) \cdot \frac{1}{q^2} + \frac{1}{2}k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d}) \cdot \frac{1}{q^2}, & q \leq d \\ 0, & q > d \end{cases} \quad (9)$$

在外部斥力作用期间,随着动态障碍物的运动与停止,动态障碍物与静态障碍物可能会形成 U 型障碍物,使得机器人处于 U 型区域,此时只增加外部斥力不一定能逃出局部最优,如图 8 所示。

机器人在图 8(a) 中陷入局部最优,此时加入外部斥力使机器人摆脱局部最优朝着路径点移动,同时动态障碍物也不断移动并停留在路径点附近形成 U 型障碍物,如图 8(b) 所示,机器人再次陷入局部最优。此时单一的添加外部斥力并不能逃出局部最优,由于动态障碍物的运动改变了环境地图,原有的全局路径不一定最优,而重规划策略能更新新环境的全局路径。因此,通过增加斥

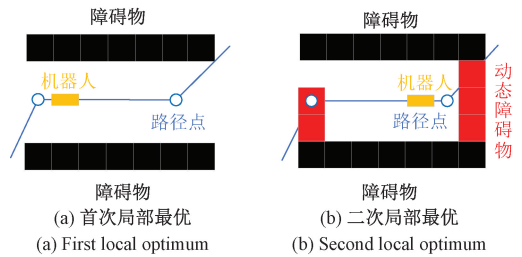


图 8 陷入局部最优

Fig. 8 Falls into local optimum

力势场与重规划策略相结合来解决局部最优问题。

(1) 判段机器人是否陷入局部最优,判段依据为连续 4 个步长是否都小于最小步长。若判断依据成立,执行步骤(2)。

(2) 在原有的斥力势场基础上增加外部虚拟斥力势场,新增的斥力势场为 $\frac{1}{4}k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d})^2$,斥力方向由机器人指向子目标点。再判断是否机器人逃出局部最优,判断依据是从新增斥力作用开始 4 个步长后,是否连续 4 个步长都小于最小步长。若判断依据成立,执行步骤(3)。

(3) 将局部最优点作为新起始点,使用 JPS 算法更新全局路径,并使用人工势场法动态避障。若重规划后的路径中陷入局部最优,则返回执行步骤(1),直到机器人到达最终目标点。

3) 动态避障

当传统 APF 算法在动态环境中进行路径规划时,U 型障碍物区域出现动态障碍物会增加机器人的碰撞概率,并间接影响寻路效率。因此,在斥力函数中加入相对速度斥力增加动态避障的安全性。改进后的斥力势场为:

$$U_{rep} = \begin{cases} \frac{1}{2}k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d})^2 + \frac{1}{2}\lambda \frac{|v|^2}{q}, & q \leq d \cap \alpha \in (\varphi_1, \varphi_2) \\ \frac{1}{2}k(\frac{1}{q} - \frac{1}{d})^2, & q \leq d \cap \alpha \notin (\varphi_1, \varphi_2) \\ 0, & q > d \end{cases} \quad (10)$$

式中: v 为机器人相对于动态障碍物的运动速度; α 为 v 与 X 轴的夹角,将动态障碍物简化为一个半径为 r 的圆形, r 由动态障碍物的最大尺寸决定。如图 9 所示,作机器人到障碍物的两条切线,两切线与 X 轴的夹角分别为 φ_1, φ_2 ,当 α 在 (φ_1, φ_2) 的动态障碍物碰撞范围内,则动态障碍物与机器人有碰撞风险。

改进斥力势场后相应的斥力为:

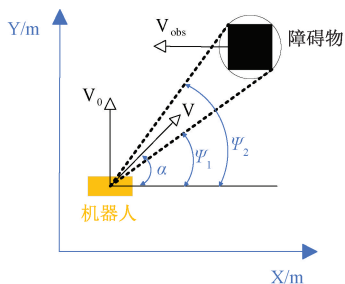


图9 相对速度斥力

Fig. 9 Relative velocity repulsion

$$F_{rep} = \begin{cases} k \left(\frac{1}{q} - \frac{1}{d} \right) \frac{1}{q^2} + \lambda \frac{|v|}{q}, & q \leq d \cap \alpha \in (\varphi_1, \varphi_2) \\ k \left(\frac{1}{q} - \frac{1}{d} \right) \frac{1}{q^2}, & q \leq d \cap \alpha \in (\varphi_1, \varphi_2) \\ 0, & q > d \end{cases} \quad (11)$$

相对速度斥力方向为机器人指向动态障碍物,引进相对速度斥力能预估动态障碍物的运动轨迹,并且在动态避障时获得更大的斥力,提高在 U 型障碍物环境中的避障安全性。

2.3 自适应步长调节

通过调整步长变化,能提高寻路的灵活性,有助于快速逃出 U 型陷阱。在障碍物稀疏区域,增大步长能减少变化位姿的频率与寻路时间。但步长需合理调整,随意的增大步长易发生碰撞。因此采用自适应步长调节策略以降低碰撞风险,依据环境复杂度动态调整步长。判定标准如下:障碍物数大于最高阈值则判定环境复杂,步长设为 L_{min} ;少于最低阈值则步长设为 L_{max} ;其余情况,步长由障碍物数量决定。其计算公式为:

$$S = S_{max} - \frac{(N - N_{min}) \cdot (S_{max} - S_{min})}{N_{max} - N_{min}} \quad (12)$$

式中: S_{max} 为最大步长; S_{min} 为最小步长; N 为范围内障碍物个数; N_{max} 为范围内障碍物最高阈值; N_{min} 为范围内障碍物最低阈值。

2.4 JPS*-APF 路径优化算法

JPS 算法通过改进后有效解决了规划路径长、拐点多等问题。人工势场法在改进后有效解决目标不可达、局部最优、避障失败、路径曲折、寻路效率低等问题。根据 JPS 算法的全局最优性和人工势场法的避障实时性,提出 JPS*-APF 路径优化算法。

JPS*-APF 算法的步骤如图 10 所示。

步骤 1) 在传统 JPS 算法中加入角度偏差代价,并优化路径节点,得到改进 JPS 算法;

步骤 2) 改进 JPS 算法根据环境地图得出全局路径,

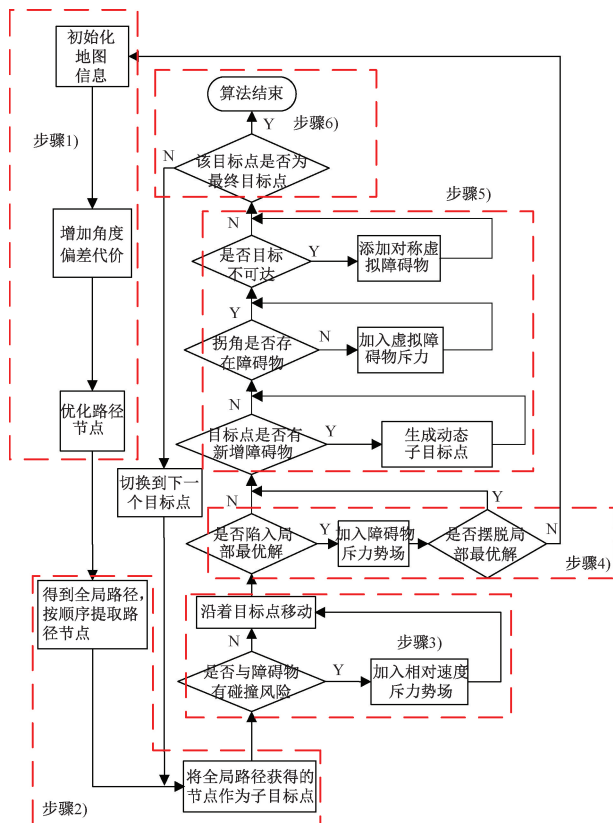


图10 改进 JPS-APF 算法流程

Fig. 10 Improved JPS-APF algorithm flow chart

并提取路径节点引导人工势场法寻路,降低陷入 U 型陷阱的风险;

步骤 3) 机器人朝着子目标移动时,适时加入相对速度斥力势场提高动态避障安全性;

步骤 4) 当机器人陷入局部最优时,加入斥力势场摆脱局部最优,若仍陷入局部最优,则使用重规划策略更新全局路径;

步骤 5) 根据目标点区域的实时环境,选择性生成动态新目标点;判断拐角处和目标点的障碍物情况,自适应添加障碍物斥力和虚拟对称障碍物,提高路径平滑度并解决目标不可达;

步骤 6) 当到达子目标点后,机器人继续向下一个子目标点移动,重复步骤 1) ~ 5) 的过程,直至到达最终目标点。

3 实验与分析

3.1 静态环境下的实验结果

静态环境对比仿真结果如图 11 所示。由图 11 可知,在静态 U/L 型障碍物环境下,传统人工势场法在某些障碍物附近有振荡现象,路径转折次数较多,在陷阱区



图 11 静态环境对比仿真结果
Fig. 11 Static environment comparison simulation results

域易陷入死锁;IA^{*}-APF 算法^[11]路径转折次数较多且转弯剧烈;而 JPS^{*}-APF 算法规划的路径更平滑,路程更短。

表 2 为 3 种不同算法在静态环境下的仿真结果,由于目标点附近存在障碍物和环境中的 U/L 型陷阱,传统人工势场法出现了目标不可达和局部最优,路径规划失败;相比于 IA^{*}-APF 算法^[11],JPS^{*}-APF 算法在步数、路径长度、时间分别减少了 52.6%、6.3%、51.5%。数据表明在静态 U 型障碍物环境中,JPS^{*}-APF 算法寻路效率更高、路径长度更短。

表 2 静态环境仿真实验对比数据

Table 2 Comparison data of static environment simulation experiment				
地图/m	算法	步数	长度/m	时间/s
30×30	传统 APF	—	—	—
	文献[11]	452	45. 22	142. 8
	JPS [*] -APF	210	42. 42	69. 1
40×40	传统 APF	—	—	—
	文献[11]	609	60. 97	341. 1
	JPS [*] -APF	291	57. 12	165. 6

3. 2 动态环境下的实验结果

为验证改进 JPS-APF 算法动态避障有效性,在环境地图中增加动态障碍物,分别进行单动态障碍物和多动态障碍物仿真。动态障碍物的移动速度为 0.05 ~ 0.2 m/s,运动模式为预设轨迹,使动态障碍物实时运动在机器人路径附近,以验证相对速度斥力的安全性。

1) 单动态障碍物环境下的实验结果

单动态障碍物环境对比仿真结果如图 12 所示。图 12 中黄色方块为动态障碍物的移动路径。由图 12 可知,由于环境中存在 U/L 型障碍物,传统人工势场法和 IA^{*}-APF 算法^[11]都出现了振荡且转弯较多,而 JPS^{*}-APF 算法路径相对平滑且路程更短。

表 3 为 3 种算法在单动态障碍物环境下的仿真结果,传统人工势场法在两种环境中都陷入了死锁,路径规划失败;相比于 IA^{*}-APF 算法^[11],JPS^{*}-APF 算法在步数、路径长度、时间分别减少了 45.8%、8.3%、44.9%,且动态避障效果更好。

2) 多动态障碍物环境下的实验结果

多动态障碍物环境对比仿真结果如图 13 所示,实验对比数据如表 4 所示。图 13 中黄色方块为动态障碍物



图 12 单动态障碍物环境对比仿真结果

Fig. 12 Single dynamic obstacle environment comparison simulation results

的移动路径。由图 13 可知,动态障碍物过多且部分动态障碍物的停留堵死了机器人前进的路径并形成了 U 型陷阱,由于人工势场法引力与斥力的特性,使得机器人不能朝着远离目标点的方向移动太远,所以传统 APF 和 IA*-APF 算法^[11]都不能成功到达终点。JPS*-APF 算法融合外部斥力与重规划策略,成功的解决了狭窄通道中前进路径堵死并形成 U 型障碍物的问题,使得机器人能成功规划出从起始点到目标点的路径,提高了在复杂动态 U 型环境中的寻路效率。

表 3 单动态障碍物环境仿真实验对比数据

Table 3 Comparison data of single dynamic obstacle environment simulation experiment				
地图/m	算法	步数	长度/m	时间/s
30×30	传统 APF	—	—	—
	文献[11]	456	45.62	142.9
	JPS*-APF	248	41.86	81.6
40×40	传统 APF	—	—	—
	文献[11]	613	61.37	343.7
	JPS*-APF	331	56.25	182.7

4 ARDUINO 智能小车实验

实验采用图书作为障碍物,搭建了 3 个不同实验环境,以小车起始点的位置和角度作为参照,将算法生成的路径点、路径点之间的距离和转弯角度传输给智能小车,小车根据得到的数据有序的移动与转弯,验证算法的实用性。小车硬件的主板型号为 Arduino Mega2560,驱动型号为单路电机驱动,搭配多功能扩展板,并使用霍尔测速;小车软件为 Arduino。

表 4 多动态障碍物环境仿真实验对比数据

Table 4 Comparison data of multi-dynamic obstacle environment simulation experiment				
地图/m	算法	步数	长度/m	时间/s
30×30	传统 APF	—	—	—
	文献[11]	—	—	—
	JPS*-APF	390	60.60	121.8
40×40	传统 APF	—	—	—
	文献[11]	—	—	—
	JPS*-APF	462	70.08	238.2

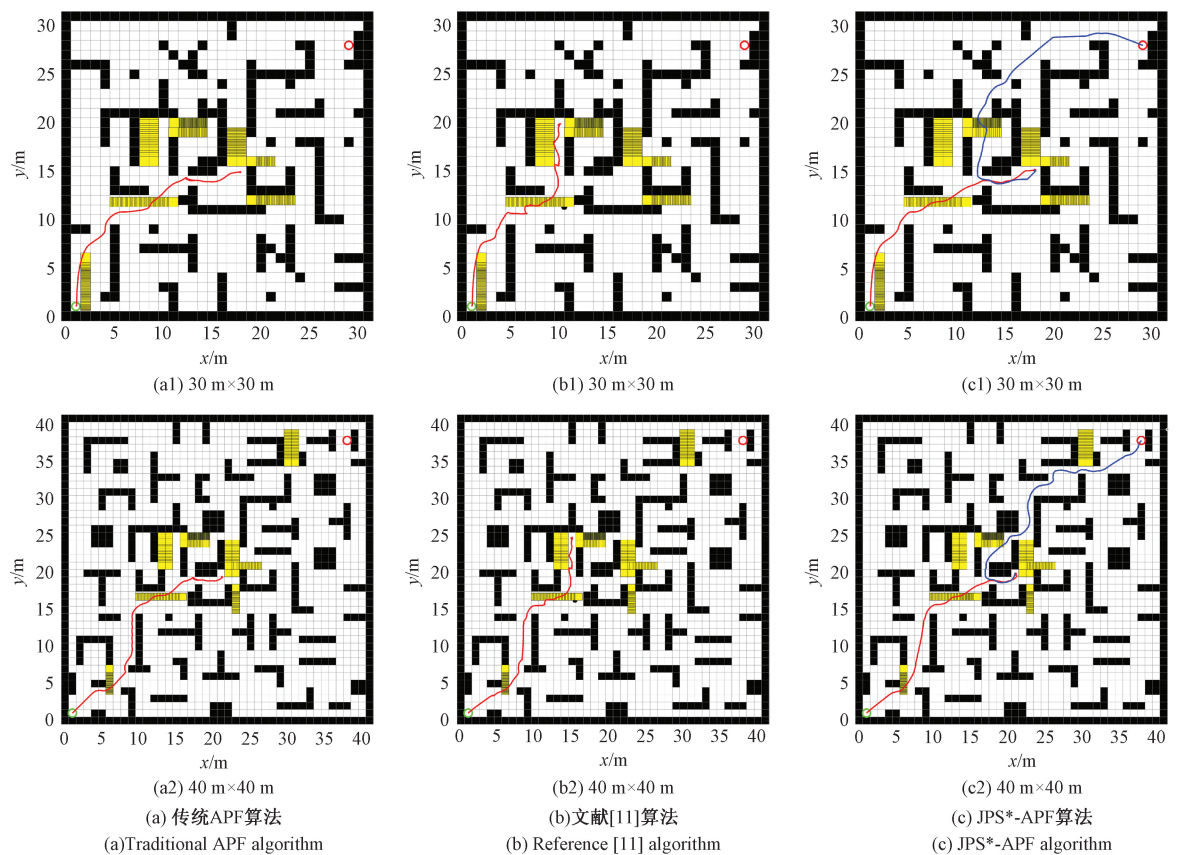


图 13 多动态障碍物环境对比仿真结果

Fig. 13 Multi-dynamic obstacles environment comparison simulation results

ARDUINO 智能小车运动路径如图 14 所示。图 14(a)~(c)中黄色路径为算法规划路径、红色路径为机器人实际运动路径。由于设备的局限性以及地面过于

光滑,最终的路径与仿真规划的路径有一定的差别,后续还需改进。

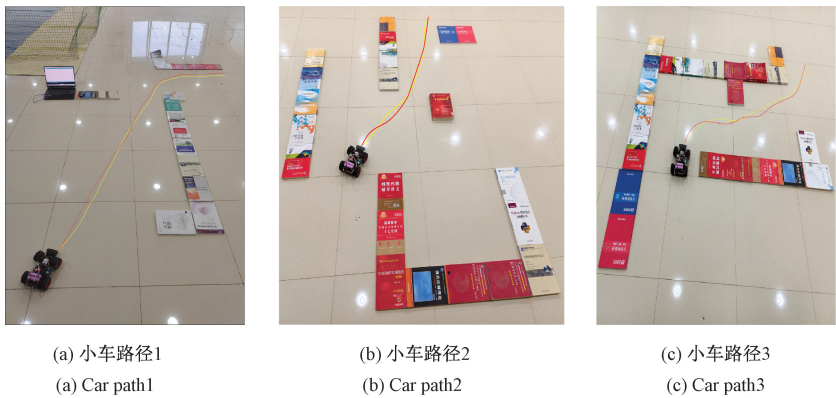


图 14 ARDUINO 智能小车运动路径

Fig. 14 ARDUINO intelligent car motion path

5 结 论

针对 JPS 算法路径长、拐点多和传统 APF 易陷入 U

型陷阱的问题提出改进,融合两种改进算法得到 JPS*-APF 算法,实现在 U 型障碍物环境下平滑高效的路径规划。通过设置 U 型障碍物环境下的仿真来验证 JPS*-APF 算法的有效性,结果表明,在静态环境中,JPS*-APF

算法能够快速规划出一条寻路效率高、平滑且最优的路径;在单动态障碍物的环境中,JPS^{*}-APF 算法不仅寻路效率高,而且路径更为平滑,避免了其他算法的路径振荡或曲折现象。在多动态障碍物环境中,相较于其他算法陷入死区的情况,JPS^{*}-APF 算法能成功规划出一条平滑的最终路径,保证了寻路效率。综上,JPS^{*}-APF 算法在复杂U型障碍物环境中出现各种突发事件时,能高效的规划出平滑的路径。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 林俊志,席万强,周俊,等. 基于改进PRM和APF的移动机器人路径规划[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(12):1-6.
LIN J ZH, XI W Q, ZHOU J, et al. Path planning of mobile robots based on improved PRM and APF[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(12):1-6.
- [3] 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.
- [4] 张怀洲,行鸿彦,李浩琪,等. 融合LSTM和改进A^{*}算法的火灾逃生路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4):69-79.
ZHANG H ZH, XING H Y, LI H Q, et al. Fire escape path planning method based on LSTM and improved A^{*} algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4):69-79.
- [5] ZHANG W, ZENG Y, WANG S, et al. Research on the local path planning of an orchard mowing robot based on an elliptic repulsion scope boundary constraint potential field method[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1184352-1184366.
- [6] DAI J, QIU J, YU H, et al. Robot static path planning method based on deterministic annealing[J]. Machines, 2022, 10(8): 600-614.
- [7] LIU W, ZHU X, WANG L, et al. Multiple equipment scheduling and AGV trajectory generation in U-shaped sea-rail intermodal automated container terminal[J]. Measurement, 2023, 206: 112262-112273.
- [8] 鲍久圣,张牧野,葛世荣,等. 基于改进A^{*}和人工势场算法的无轨胶轮车井下无人驾驶路径规划[J]. 煤炭学报, 2022, 47(3):1347-1360.
BAO J SH, ZHANG M Y, GE SH R, et al. Underground driverless path planning of trackless rubber tyred vehicle based on improved A^{*} and artificial potential field algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(3): 1347-1360.
- [9] FAN J, HUANG N, HUANG D, et al. An improved path planning algorithm with adaptive parameters and predictions[J]. IEEE Systems Journal, 2023, 17(3): 4911-4921.
- [10] XU B, JIE D, LI J, et al. Integrated scheduling optimization of U-shaped automated container terminal under loading and unloading mode[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 162: 107695.
- [11] 胡铮,徐斌. 融合A^{*}~算法与人工势场法的动态路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(7):46-49,56.
HU ZH, XU B. Dynamic path planning based on the integration of A^{*} algorithm and artificial potential field method[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(7):46-49,56.
- [12] 徐淦,李文超,刘美如. 基于概率A^{*}的智能车路径规划算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(8):92-98.
XU G, LI W CH, LIU M R. Intelligent vehicle path planning algorithm based on probability A^{*}[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 92-98.
- [13] JIANG H, SUN Y. Research on global path planning of electric disinfection vehicle based on improved A^{*} algorithm[J]. Energy Reports, 2021, 7: 1270-1279.
- [14] GU X, LIU L, WANG L, et al. Energy-optimal adaptive artificial potential field method for path planning of free-flying space robots[J]. Journal of the Franklin Institute, 2024, 361(2): 978-993.
- [15] SZCZEPANSKI R. Safe artificial potential field-novel local path planning algorithm maintaining safe distance from obstacles[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2023, 8(8): 4823-4830.
- [16] 孙月平,方正,袁必康,等. 基于FIA^{*}-APF算法的蟹塘投饵船动态路径规划[J]. 农业工程学报, 2024, 40(9):137-145.
SUN Y P, FANG ZH, YUAN B K, et al. Dynamic path planning for feeding boat in crab pond using FIA^{*}-APF algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of

- Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(9):137-145.
- [17] LIU L, YAO J, HE D, et al. Global dynamic path planning fusion algorithm combining jump-A* algorithm and dynamic window approach[J]. IEEE Access, 2021, 9: 19632-19638.
- [18] 李艳生, 张静琦, 刘彦瑜, 等. 物流机器人调度系统及其双向同步跳点搜索算法设计[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 121-132.
- LI Y SH, ZHANG J Q, LIU Y Y, et al. Logistics robot scheduling system and the design of bidirectional synchronous jump point search algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 121-132.
- [19] 周熙栋, 张辉, 陈波. 非结构化场景下基于改进 JPS 算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 474-482.
- ZHOU X D, ZHANG H, CHEN B. Mobile robot path planning based on improved JPS algorithm in unstructured scenarios [J]. Control and Decision, 2024, 39(2): 474-482.
- [20] XIE S, HU J, BHOWMICK P, et al. Distributed motion planning for safe autonomous vehicle overtaking via artificial potential field [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11):

21531-21547.

- [21] ZHANG W, WEI S, ZENG J, et al. Multi-UUV path planning based on improved artificial potential field method [J]. International Journal of Robotics & Automation, 2021, 36(4): 23-33.

作者简介



姜媛媛, 2018 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽理工大学教授, 主要研究方向为移动机器人路径规划。

E-mail: jyyll672@163.Com

Jiang Yuanyuan received her Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2018. Now she is a professor at Anhui University of Science and Technology. Her main research interest includes mobile robot path planning.



谢宏达 (通信作者), 现为安徽理工大学硕士研究生, 主要研究方向为移动机器人路径规划。

E-mail: 1902769815@qq.com

Xie Hongda (Corresponding author) is a M. Sc. candidate at Anhui University of Science and Technology. His main research interest includes mobile robot path planning.