doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.056

基于 AFD 融合算法的运输机器人路径规划方法

袁　杰[1]　张迎港[2]　加尔肯别克[1]　张宁宁[2]　刘　超[2]　谢霖伟[2]
(1. 新疆大学智能科学与技术学院, 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆大学电气工程学院, 乌鲁木齐 830017)

摘要: 为提高运输机器人在导航中的自主性和安全性,需要进行有效合理的路径规划。本研究提出了一种改进型 AFD(A* Fuzzy-DWA)融合算法,以解决经典 A*算法在运输机器人路径规划中存在的问题,如搜索时间长、路径冗余、拐点多且不平滑、动态避障能力不足等。该算法通过设计障碍率评价指标优化评价函数以减少搜索时间和遍历节点,进而设计 Smooth Floyd 方法简化全局路径,并采用圆内切平滑策略进一步优化路径,最后设计评价函数权重模糊推理方法提高局部路径规划效率,从而实现全面的路径优化。仿真实验结果表明,与对比算法相比,AFD 算法在静态和动态环境下的全局及局部路径长度和运行时间均显著减小。实际场景验证进一步证实了该算法在提升运输机器人自主导航能力和安全性方面的有效性。

关键词: 运输机器人; 路径规划; Smooth Floyd 方法; 圆内切策略; 模糊推理; 融合算法
中图分类号: TP242.6　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)06-0594-14　　**OSID**:

Path Planning of Transportation Robots Based on AFD Fusion Algorithm

YUAN Jie[1]　ZHANG Yinggang[2]　ERKENBIEKE Jia[1]　ZHANG Ningning[2]　LIU Chao[2]　XIE Linwei[2]
(1. *School of Intelligent Science and Technology*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830017, *China*
2. *School of Electrical Engineering*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830017, *China*)

Abstract: In order to improve the autonomy and safety of the transport robot in navigation, it is necessary to plan the robot path reasonably to achieve the goal of optimal path and shortest time. For the problems of the classic A* algorithm in the process of path planning, such as long search time, redundant paths, many inflection points and unsmooth paths, and insufficient ability to avoid dynamic obstacles, an improved AFD (A* Fuzzy-DWA) fusion algorithm was proposed. Aiming at the problems of long search time and many traversal nodes in the planning path of the classical A* algorithm, the obstacle rate evaluation index was proposed to optimize the evaluation function. By calculating the proportion of obstacle grid in the global map grid, it was used as the weight of the evaluation function to reduce the number of nodes in the algorithm. Aiming at the problem of high redundancy of the path planned by the classical A* algorithm, the Smooth Floyd method was proposed according to the Floyd algorithm idea. Through the three times optimization of the initial path, the runnable path with less inflection points and small turning angles was obtained. Aiming at the problem of unsmooth path planning, the inner tangent smoothing strategy was used to optimize the path, and the turning angle in the path was optimized into an arc, which avoided the security threat caused by excessive turning and made the robot run more smoothly. In order to improve the efficiency of local path planning, the fuzzy reasoning method of evaluation function weight was proposed. By calculating the distance between the robot and the target point and the safety point, the evaluation function weight was dynamically adjusted according to the distance, so as to ensure that the robot could reach the predetermined point safely and timely. Experiments showed that compared with the comparison algorithm, the global and local path length of AFD algorithm in the static simulation environment was reduced by 6.6%, 6.9% and 3.3%, 2.7%, and the running time was shortened by 62.1%, 42.1% and 29.7%, 21.1%, respectively. In the dynamic simulation environment, the global and local path lengths were reduced by 11.4%, 7.8% and

收稿日期: 2024-07-08　修回日期: 2024-09-08
基金项目: 国家自然科学基金项目(62263031)和新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2022D01C53)
作者简介: 袁杰(1975—),男,教授,博士,主要从事机器人控制研究,E-mail: yuanjie222@126.com
通信作者: 加尔肯别克(1990—),男,讲师,博士,主要从事计算机视觉和智能感知研究,E-mail: buickml@163.com

8.3%, 4%, and the running time was shortened by 53.1%, 37.5% and 58.4%, 32.6%, respectively. The actual scenario verification further confirmed the effectiveness of the algorithm in improving the autonomous navigation ability and safety of transportation robots.

Key words: transport robots; path planning; Smooth Floyd method; circle inscribe strategy; fuzzy control; fusion algorithm

0　引言

为提高货品输运的效率,运输机器人被广泛应用在各种场景中。路径规划问题是机器人实现导航的关键,根据不同的作业场景,可以分为全局静态路径规划和局部动态路径规划。常见的全局静态路径规划算法有群智能算法中的麻雀算法[1]、蚁群算法[2-4]、粒子群算法[5]等,经典算法中的 Dijkstra 算法、A* 算法[6]、快速随机树算法[7-8]等;局部动态路径规划算法有人工势场法[9]、动态窗口法(Dynamic window approach, DWA)[10-11]、概率路径规划算法[12]等。A* 算法和动态窗口法是目前机器人导航中常用的全局和局部路径规划算法。

为解决经典 A* 算法在规划最优路径时存在的问题,国内外学者对经典 A* 算法从运行时间、路径长度、路径平滑度等方面进行优化。文献[13-17]改进方案仅在静态环境下进行,对动态障碍物不具备避障能力。动态窗口法通过激光雷达实时感知环境信息,具备良好的动态避障能力[18-19]。

为实现全局和局部路径的优势互补,学者继续探索将两种算法进行融合。文献[20]改进了关键点选取策略,采用超声传感器局部避障,实现了实时路径规划,但路径存在拐点多、不平滑等问题。文献[21]提出了基于视觉传感器和地图构建的移动机器人融合方法,实现了动态实时避障,但没有考虑全局路径遍历节点多的问题。文献[22]提出基于动态基准转折惩罚、三角剪枝、弦定弧过渡法相结合的优化方法,提出航向角自调整策略,得到了良好的效果。文献[23]通过静态动态障碍物分类处理和速度自适应因子等方式提高搜索最优路径的效率,提高了动态避障能力,但在大规模复杂地图的稳定性有待验证。

针对经典 A* 算法在货品运输方面存在搜索时间长、路径冗余、拐点多且路径不平滑、规避动态障碍物能力不足的问题,本文提出改进型 AFD 融合算法。首先,提出障碍率评价指标对评价函数进行优化,减少节点遍历、缩短寻优时间。其次,基于 Floyd 算法,提出 Smooth Floyd 方法,简化全局路径。再次,采用圆内切平滑策略实现路径的平滑。最后,提出一种评价函数权重模糊推理的方法,提高机器人局部避障的能力,并通过模拟环境及真实环境对融合算法进行验证。

1　前期准备

机器人在路径规划中,常见的地图类型有拓扑地图[24]、概率地图[25]、栅格地图[26]等。在栅格地图中,可以将任何形式的地图用足够精细的栅格绘制,并且易于在计算机中进行存储、更新与分析,该方法已在许多机器人系统中得到了成功应用。本文使用栅格地图作为实验场景,其中,黑色方格为不可通行区域,用数字“1”标示,白色方格为允许通行区域,用数字“0”标示。二维栅格地图如图 1 所示。

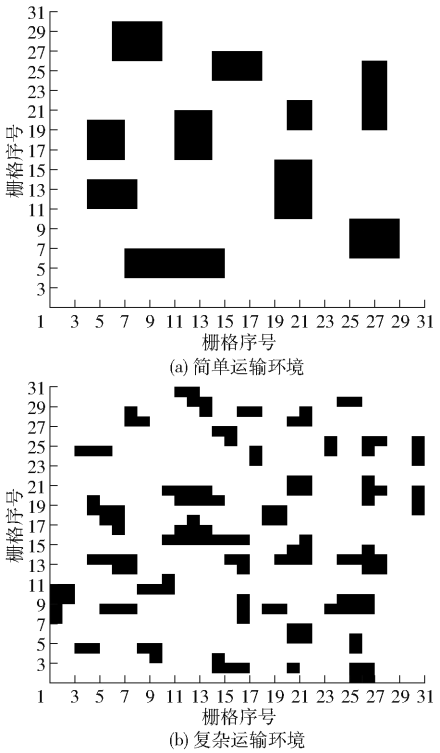


图 1　模拟运输环境实验地图

Fig. 1　Experimental maps of simulated transportation environment

2　A* 算法

A* 算法是一种启发式搜索算法,在图形平面上进行搜索,寻找从起点到终点的最短路径。A* 算法结合了广度优先搜索(Breadth-first search)[27]和最佳优先搜索(Best-first search)的特点,通过使用评

价函数评估节点的优先级,优先选择具有最优值的节点进行扩展,从而有效地缩小搜索范围。A* 算法的评价函数为

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

式中 n——地图任一节点

$f(n)$——机器人从起点经过节点 n 到目标点的代价函数

$g(n)$——机器人从预定起点到当前节点 n 的实际代价

$h(n)$——机器人从当前节点 n 到达目标点的预估代价

根据机器人路径规划的最短需求,目前有 3 种距离公式求解 $h(n)$,分别为曼哈顿距离、切比雪夫距离、欧几里得距离。3 种距离示意图如图 2 所示。

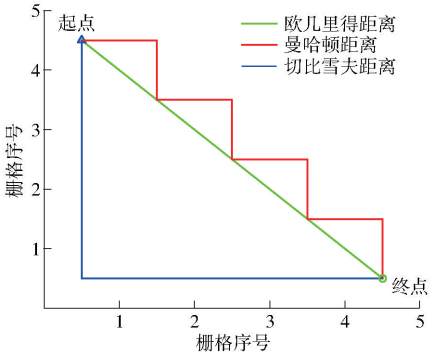


图 2 求解示意图

Fig. 2 Schematic of solution

通过图 2 可知,假定每个栅格为边长为 1 m 的正四边形,3 种距离对应的路径长度分别为 5.656、8、8 m,本文求解两节点之间的最短距离将采用拐点更少、距离更短的欧几里得距离函数。

3 多策略改进 A* 算法

通过对经典 A* 算法的分析可知,算法在路径规划过程中存在遍历节点多、搜索速度慢、冗余拐点多、路径不平滑的问题,鉴于此,本文对算法加以改进。

3.1 优化评价函数

A* 算法作为启发式搜索算法,广泛应用在路径规划方面。在检查最短路径中的节点时引入全局信息,通过预估代价 $h(n)$ 对当前节点到目标点的距离做出估计,预估代价 $h(n)$ 的选取对路径规划的性能有着至关重要的影响。为此,本文提出了一种计算起始位置到目标位置间障碍物概率的方法,对评价函数的优化公式为

$$f(n)=g(n)+(1-2.8\lg p)h(n) \tag{2}$$

其中

$$p=\frac{Q}{q} \tag{3}$$

式中 p——起始点与目标点之间的障碍物概率

Q——障碍物数量

q——地图中栅格总数

式(3)反映了障碍物在区域内的相对密度,利用已知的障碍物位置信息,采用概率统计的方式,提高了机器人的规划效率。当区域内存在障碍物时,计算得到的概率大于 0,表明路径存在一定的障碍风险;当区域内没有障碍物时,概率为 0,表明路径安全畅通。图 3 展示了经典 A* 算法与评价函数优化后的 A* 算法的邻节点扩展对比,表 1 为优化前后节点数量和路径长度对比。

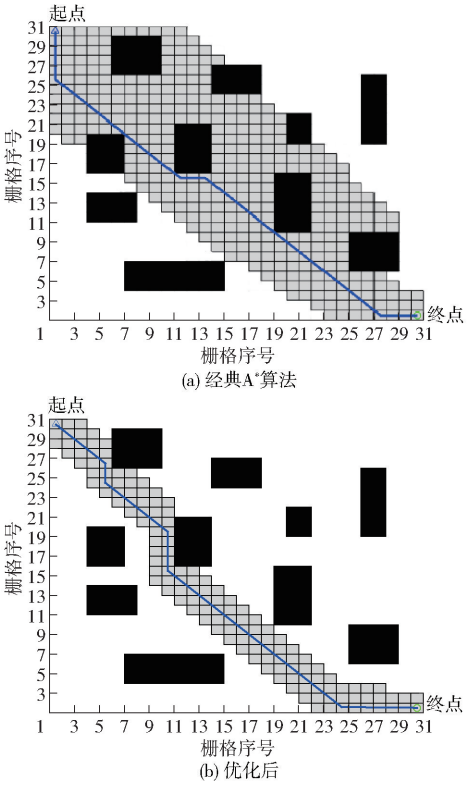


图 3 节点遍历对比

Fig. 3 Node traversal comparison

表 1 指标数据对比

Tab. 1 Comparison of index data

指标	优化前	优化后
遍历节点数量/个	375	139
路径长度/m	44.0	41.8

由图 3 可以看出,评价函数优化后遍历的灰色栅格数量明显下降,结合表 1 数据可知,遍历节点数量减少和路径长度缩短,提高了路径搜索效率,说明评价函数优化的有效性。

3.2 基于 Smooth Floyd 方法的节点优化

3.2.1 Floyd 算法

Floyd 算法[28] 用于解决加权图中最短路径问题,采用动态规划思想,通过持续更新节点之间的最短路径来求解地图中任意两节点之间的路径长度。

实现步骤为：

(1)Floyd 算法构建了一个初始化矩阵 $\boldsymbol{D}$，定义 D_{ij} 表示从节点 i 到节点 j 的最短路径。将路径中相邻节点的距离初始化为直接距离，若两点之间无直接连接，则距离设置为无穷大。

(2)在相邻节点 i 和 j 之间，设置中间节点 k 来更新 i 到 j 的最短路径。遍历所有节点 k，如果从节点 i 经由节点 k 再到节点 j 的路径长度小于节点 i 到节点 j 的直接路径长度，则更新 D_{ij} 为更短的路径长度。

(3)重复执行上述步骤，直到所有相邻节点直接的最短路径长度不再改变。

(4)输出最短路径。

Floyd 算法原理图如图 4 所示。

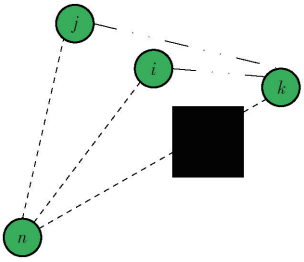


图 4　Floyd 算法原理图

Fig. 4　Schematic of Floyd algorithm

当节点 n 和 k 之间存在障碍物时，$D_{n,k}=+\infty$，路径为 $n\rightarrow k$，将中间节点 i、j 插入：①如果 $D_{n,j}+D_{j,k}<D_{n,k}$，那么 $D_{n,k}=D_{n,j}+D_{j,k}$，最短路径为：$n\rightarrow j\rightarrow k$。②如果 $D_{n,i}+D_{i,k}<D_{n,j}+D_{j,k}$，那么 $D_{n,k}=D_{n,i}+D_{i,k}$，最短路径为：$n\rightarrow i\rightarrow k$。

节点 n 到节点 k 的最短路径为 $n\rightarrow i\rightarrow k$，在实际的路径规划中，中间节点的过渡可以在很大程度上避免无效转弯，提高了机器人的运行效率。Floyd 算法流程如图 5 所示。

3.2.2　Smooth Floyd 方法

如图 3a 所示，经典 A* 算法规划的路径由一串连续的坐标节点连线构成，这样的路径不可避免地存在“锯齿”问题，即构造的路径存在较多的转折角，运输机器人在运行过程中，转弯角度过大，对行驶的稳定性会造成威胁，不符合现实环境中载具安全行驶的要求。3.2.1 节阐述了经典 Floyd 算法的基本思想，根据其原理，设计了 Smooth Floyd 方法。经典 Floyd 优化算法在初始阶段会遍历全局地图，间接计算出所有节点的最短距离，存在算法运行时间长、计算难度大的问题。本文设计的优化方法在保存全局路径节点信息的同时，确定父节点、子节点、次子节点在路径节点中的位置并结合障碍物栅格信息，判断相邻的 3 个节点

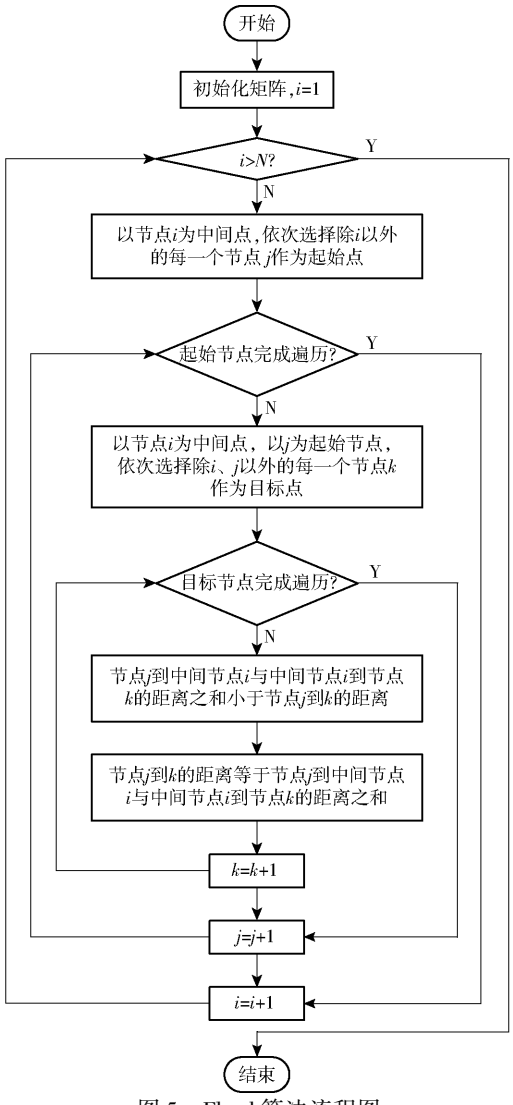


图 5　Floyd 算法流程图

Fig. 5　Flowchart of Floyd algorithm

是否存在同方向的向量，对节点属性进行更新，减少计算量，提高算法运行效率。Smooth Floyd 方法用于已知路径环境下，对路径进行分次优化，实现最终路径平滑目的，更加符合机器人运动学要求，减少机器人运行时路径和计算复杂性。平滑步骤为：

(1)一次 Smooth Floyd 方法平滑。①算法遍历全局节点，计算相邻节点是否存在方向相同的向量。②如果节点方向相同，那么将当前父节点更新为子节点。③如果节点方向不同，那么判断当前父节点与下一子节点之间是否存在障碍物。若存在障碍物，父节点不更新，机器人按照既定路线运行；若不存在障碍物，当前父节点更新为子节点。

(2)二次 Smooth Floyd 方法平滑。①取出第一次路径平滑后的节点，获取父节点、子节点、次子节点坐标。②求出当前父节点和子节点之间的节点坐标、子节点和次节点之间的节点坐标。③遍历步骤②中的节点坐标，判断父节点、子节点、次子节点

之间是否存在障碍物。若存在障碍物,判断无可连接节点,将节点添加到新路径中,开始新一轮探索;若不存在障碍物,判断有可连接点,将可连接的第一个点存储到新的路径中,并作为当前父节点。④将起始节点加入路径。

(3)三次 Smooth Floyd 方法平滑。①在新路径中继续执行步骤(2)的操作,进一步处理最优路径,继续减少转折点。②将终点加入新得到的路径中。

为验证 3 次 Smooth Floyd 方法的有效性,使对比结果更加明显,图 6 在复杂地图环境中展示了 3 次优化后对比实验结果,表 2 为每次优化后指标对比。

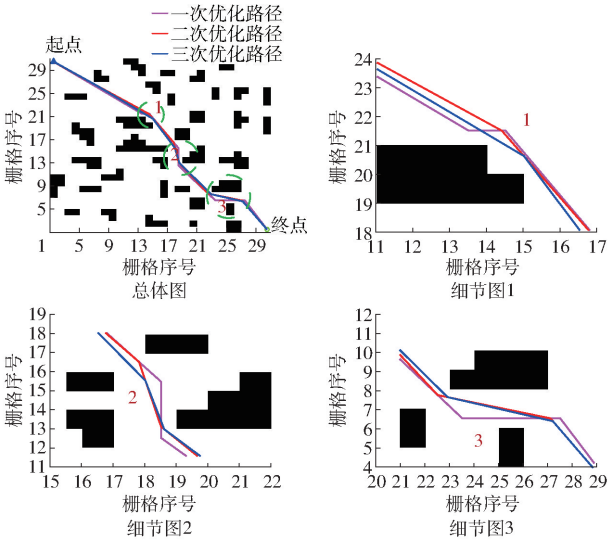


图 6 路径优化及细节图

Fig. 6 Path optimization and details

表 2 指标优化对比

Tab. 2 Comparison of indicator optimization

路径选择	最大转角/(°)	转折次数/次	长度/m
原始路径	405.0	9	43.35
一次优化	324.3	7	43.18
二次优化	147.2	6	42.98
三次优化	142.1	5	42.01

通过在复杂地图中的实验对比可以直观地看出各种指标的变化,路径的 3 次优化均是针对节点进行的,相较于原始路径,最大转角、转折次数、路径长度都有了明显的变化,说明 Smooth Floyd 优化方法对冗余节点的删除效果较优,降低了 A* 算法规划路径的“锯齿”现象,避免了过大的转折角度对机器人安全运行的问题,增加了路径平滑度。

3.3 圆内切平滑

在障碍物环境中,路径平滑性是移动机器人路径规划需要考虑的主要指标。平滑性直接影响运输机器人运行效率,常见的平滑策略有 B 样条曲线优化、三次 B 样条优化、贝塞尔曲线优化、曲线拟合算法等。经典 A* 算法规划的路径在经过 3 次 Smooth Floyd 方法优化后,减少了转折点数量。由于环境中障碍物的影响,机器人需要多次转弯才能到达目标点,折线角的存在直接影响了机器人运行效率。本文提出圆内切平滑策略,该策略基于几何关系,利用障碍物周围折线绘制切线圆来规划机器人的转向路径。不同于经典平滑策略,本文改进的平滑策略首先判断折线段在不共线的基础上,计算折线段的长度,以转折点为基准点,向相反方向生成两组向量,通过已知向量确定长度相同、位置不同的两点 p_p 和 q_q。定义符号以及确定的直线方程计算圆心坐标,得到与折线相切的圆弧。折线型转折角优化为弧线型转折角更有利于机器人移动,圆内切路径平滑策略能够生成更加平滑流畅的运动轨迹,其原理如图 7 所示。

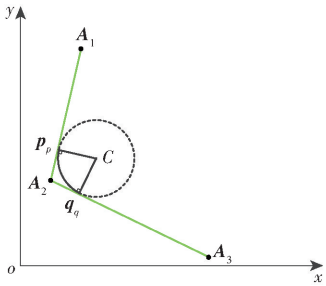


图 7 转角平滑处理

Fig. 7 Corner smoothing

在路径中随机截取一处转折角 $\angle A_1A_2A_3$,定义 $\boldsymbol{A}_1(x_1,y_1)$、$\boldsymbol{A}_2(x_2,y_2)$、$\boldsymbol{A}_3(x_3,y_3)$ 为折线段的 3 个点,其中,$\boldsymbol{A}_2(x_2,y_2)$ 为转折点,圆内切平滑策略步骤为:

(1)计算向量 $\boldsymbol{A}_{12}$ 和 $\boldsymbol{A}_{23}$,通过叉乘结果判断 $\boldsymbol{A}_1$、$\boldsymbol{A}_2$、$\boldsymbol{A}_3$ 3 点是否共线。

(2)若 3 点不共线,则计算 $\boldsymbol{A}_1$、$\boldsymbol{A}_2$ 之间的距离 d_1 和 $\boldsymbol{A}_2$、$\boldsymbol{A}_3$ 之间的距离 d_2;若 3 点共线,则跳转步骤(6)。①若 $d_1 \leqslant d_2$,则令 $\boldsymbol{p}=\boldsymbol{A}_1$,$\boldsymbol{q}=\boldsymbol{A}_3$。②若 $d_1 > d_2$,则令 $\boldsymbol{p}=\boldsymbol{A}_3$,$\boldsymbol{q}=\boldsymbol{A}_1$。③计算向量 $\boldsymbol{A}_{2p}$、$\boldsymbol{A}_{2q}$,同时更新点 $\boldsymbol{p}_p=0.5\boldsymbol{A}_{2p}+\boldsymbol{A}_2$。

(3)利用勾股定理计算向量 $\boldsymbol{A}_{2p}$、$\boldsymbol{A}_{2q}$ 的长度 d_3、d_4,将 $\boldsymbol{A}_{2q}$ 进行归一化处理,再与 d_4 相乘,保持 $\boldsymbol{A}_{2q}$ 的方向并更新其长度,得到向量 $\boldsymbol{A}_{2p_b}$,根据 $\boldsymbol{A}_{2p_b}$ 和 $\boldsymbol{A}_2$ 的位置得到新的点 $\boldsymbol{q}_q=\boldsymbol{A}_{2p_b}+\boldsymbol{A}_2$。

(4)求出点 $\boldsymbol{p}_p(x_{pp},y_{pp})$ 到点 $\boldsymbol{A}_2(x_2,y_2)$ 的直线方程 L_1、点 $\boldsymbol{q}_q(x_{qq},y_{qq})$ 到点 $\boldsymbol{A}_2(x_2,y_2)$ 的直线方程 L_2,定义符号变量 X_0、Y_0、X_0、Y_0 到直线 L_1、L_2 的距离 d_5、d_6 计算式为

$$d_5=(X_0-x_{pp})(x_{pp}-x_2)+(Y_0-y_{pp})(y_{pp}-y_2) \tag{4}$$

$$d_6 = (X_0 - x_{qq})(x_{qq} - x_2) + (Y_0 - y_{qq})(y_{qq} - y_2) \tag{5}$$

使用 solve( ) 函数对 L_1、L_2、X_0、Y_0 求解得到圆心坐标 (x_0, y_0)，通过 eval( ) 函数对解进行计算，将解转换为数值形式。求解出半径

$$R = \sqrt{(x_0 - x_p)^2 + (y_0 - y_p)^2} \tag{6}$$

(5) 在指定范围内找到横坐标最小值和最大值，在最值区间内以固定步长 0.001 生成圆弧横坐标 x_x。为确定圆弧上下部分，判断圆心纵坐标 y_0 是否大于转折点纵坐标 y_2。如果 $y_0 \geqslant y_2$，则 $y_y = \sqrt{R^2 - (x_x - x_0)^2} + y_0$；如果 $y_0 < y_2$，则 $y_y = -\sqrt{R^2 - (x_x - x_0)^2} + y_0$。通过计算得到圆弧上纵坐标值 y_y。

(6) 如果 3 点共线，则 $\boldsymbol{A}_1 = \boldsymbol{A}_2$，进行下一轮循环。

平滑过程如图 8 所示。

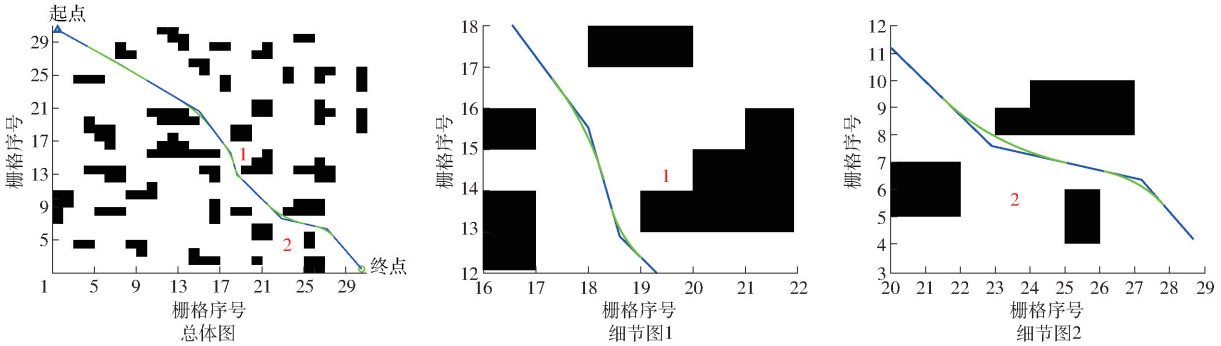


图 8　平滑过程

Fig. 8　Smoothing process

将优化后的圆弧用直线进行串联，经过圆内切方法平滑后的绿色路径有效解决了转折角度较大的问题，使机器人运行时更加平稳、更加安全。

4　动态窗口法

机器人局部路径规划方法常见的有动态窗口法、人工势场法等，ROS 环境中主要采用动态窗口法，原理是在速度空间中采样多组速度，并在一定时刻内模拟这些速度对应的轨迹，通过评价函数对得到的轨迹进行评价，选择最优轨迹对应的速度驱动机器人移动。

4.1　速度采样

在二维速度空间 (v, ω) 中存在无限多的速度组合，根据机器人本身速度限制、电机性能、环境限制，可以将采样速度限定在合适范围内。

(1) 机器人受自身速度影响，组合速度 V_s 为

$$V_s = \{(v, \omega) \mid 0 \leqslant v \leqslant v_{\max}, -\omega_{\max} \leqslant \omega \leqslant \omega_{\max}\} \tag{7}$$

式中　$v_{\max}$、$\omega_{\max}$——机器人最大速度、最大角速度

(2) 机器人受安全距离的影响，安全速度 V_a 为

$$V_a = \{(v, \omega) \mid v \leqslant \sqrt{2\mathrm{dist}(v, \omega)\dot{v}}, \omega \leqslant \sqrt{2\mathrm{dist}(v, \omega)\dot{\omega}}\} \tag{8}$$

式中　$\mathrm{dist}(v, \omega)$——速度空间 (v, ω) 对应轨迹到障碍物最近的距离

(3) 机器人受电机性能的影响，下一时刻 Δt 可达速度 V_d 为

$$V_d = \{(v, \omega) \mid v \in [v_c - \dot{v}_b \Delta t, v_c + \dot{v}_a \Delta t] \cap \omega \in [\omega_c - \dot{\omega}_b \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_a \Delta t]\} \tag{9}$$

式中　v_c、ω_c——当前线速度、角速度

$\dot{v}_b$、$\dot{\omega}_b$——最小线加速度、角加速度

$\dot{v}_a$、$\dot{\omega}_a$——最大线加速度、角加速度

最终速度范围

$$V_r = V_s \cap V_a \cap V_d \tag{10}$$

动态窗口采样轨迹簇如图 9 所示。

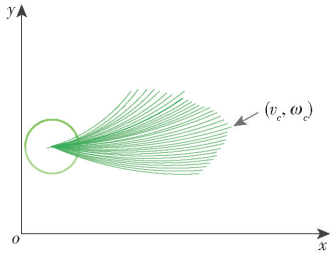


图 9　采样轨迹簇

Fig. 9　Sampling trajectory cluster

4.2　评价函数

机器人通过评价函数对下一时刻的速度做出预测，并从中选取最优轨迹对应的速度，评价函数为

$$G(v, \omega) = \alpha\mathrm{heading}(v, \omega) + \beta\mathrm{dist}(v, \omega) + \gamma\mathrm{vel}(v, \omega) \tag{11}$$

其中

$$\mathrm{heading}(v, \omega) = 180° - \theta$$

$$\mathrm{dist}(v, \omega) = \begin{cases} d & (d < D) \\ D & (d \geqslant D) \end{cases}$$

$$\mathrm{vel}(v, \omega) = |v|$$

式中　α、β、γ——评价函数权重

θ——机器人当前位置与目标点连线在全局坐标系下的位姿角

d、D——机器人与障碍物最近距离和预设的避障阈值

heading——方位角评价函数,机器人当前轨迹末端与目标点的角度差

vel——速度评价函数

4.3 权重模糊推理

权重系数的选取对最佳轨迹的选取有着决定作用,算法通常设置系数为:$\gamma<\beta<\alpha$。但在复杂环境下经典 DWA 算法规划最优路径的成功率将会降低。因此,权重系数的自适应调整对算法的运行至关重要。

4.3.1 模糊推理模块设计

在机器人路径规划任务中,复杂环境的动态特征对局部路径规划提出了严峻挑战。本文设计了评价函数权重模糊控制的方法对权重 α、β、γ 进行实时更新,使 DWA 算法能够应对不同的局部动态环境。

本文设计的模糊推理示例如图 10 所示,包括输入、控制规则和输出 3 部分。输入由 2 部分组成,分别是机器人与目标点距离 D_1 和机器人到障碍物距离 D_2,模糊集为{C,M,F},表示距离接近、中等、远离;控制规则部分定义根据输入如何生成输出;输出由 3 部分组成,分别是权重 α、β、γ,模糊集为{A,M,F},表示权重较小、中等、较大。

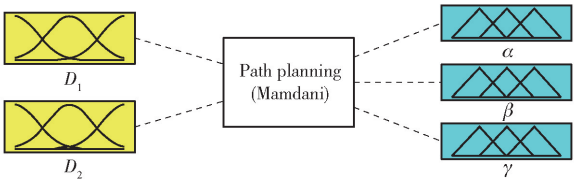


图 10 模糊推理示例

Fig. 10 Example of fuzzy reasoning

当机器人的位置发生变化时,其到目标位置和障碍物位置的距离也相应发生变化,输入数据更新,控制规则对新输入的数据进行分析,得到控制输出,驱动机器人运动。

隶属度函数用来描述实际值与模糊语言之间的映射关系,为保证隶属度函数准确反映输入变量,其设计需要考虑论域、模糊集、隶属度函数的形状等。输入输出部分数据分布较为简单,取值范围具有明确的边界,故 D_1、D_2 采用 trimf 型隶属度函数,α、β、γ 采用 trapmf 型隶属度函数。输入变量 D_1 的函数论域由车载激光雷达测得的机器人本体与目标点的实际距离确定,定义为[0,2] m,令其在范围[0,0.6] m 为接近(C),[0.2,1] m 为中等(M),[0.8,2] m 为远离(F);输入变量 D_2 的函数论域同样由车载激光雷达测得的机器人本体与障碍物的实际距离确定,定义为[0,1] m,令其在范围[0,0.2] m 为接近(C),[0.1,0.5] m 为中等(M),[0.4,1] m 为远离(F)。输出变量 α、β、γ 分别为动态窗口法中评价函数的权重,其取值在 0 到 1 之间,因此将隶属度函数的论域定义为[0,1],令其范围在[0,0.3]为较小(A),[0.2,0.6]为中等(M),[0.5,1]为较大(F)。以上隶属度函数的取值范围均取决于现实场景中运输机器人本体到目标点和障碍物点距离的实际值、动态窗口法评价函数权重的均衡值,通过试错迭代及实验检验,得到的合理取值范围。

4.3.2 仿真实验对比

为验证论域定义及隶属度函数取值范围的合理性,选取在仿真实验中 3 组结果比较相近但不同的数据在相同栅格环境下进行对比实验,其中,组 1、2 为对比参数,组 3 为本文验证参数,参数如表 3 所示。实验效果比较如图 11 所示。

表 3 不同参数比较

Tab. 3 Comparison of different parameters

组别	参数	论域	接近(C)/较小(A)	中等(M)/中等(M)	远离(F)/较大(F)
1	D_1/m	[0,1]	[0,0.2]	[0.1,0.7]	[0.6,1]
	D_2/m	[0,1]	[0,0.2]	[0.1,0.3]	[0.2,1]
	α、β、γ	[0,1]	[0,0.4]	[0.3,0.6]	[0.4,1]
2	D_1/m	[0,1]	[0,0.4]	[0.3,0.7]	[0.6,1]
	D_2/m	[0,2]	[0,0.6]	[0.4,1]	[0.6,2]
	α、β、γ	[0,1]	[0,0.3]	[0.1,0.7]	[0.6,1]
3	D_1/m	[0,2]	[0,0.6]	[0.2,1]	[0.8,2]
	D_2/m	[0,1]	[0,0.2]	[0.1,0.5]	[0.4,1]
	α、β、γ	[0,1]	[0,0.3]	[0.2,0.6]	[0.5,1]

设计的评价函数权重模糊推理方法旨在解决运输机器人在路径规划中规避动态障碍物的能力,在保证速度的前提下兼顾稳定性。组 1 减少了机器人本体到障碍物中等距离的取值范围,激光雷达对周围障碍物精确度提高,动态窗口法评价函数中航向权重对规划路径影响较大,如图 11a 所示,线速度曲线密集,导致机器人速度变化明显。组 2 扩大了机器人到障碍物函数论域,稍微扩大到目标点的取值,如图 11b 所示,可以明显看出线速度突变得到了控制,相比于图 11a,说明机器人匀速运行,但在接近目标点时存在振荡。组 3 扩大了机器人到目标点的函数论域,针对组 1、2 论域及取值范围的缺陷,对接近(C)、中等(M)、远离(F)等取值范围进行合理设定,如图 11c 所示,动态窗口法规划的路径平滑且转折较少,线速度曲线平稳无突变,证明了取值的合理性,验证了本文设计的模糊推理方法的有效性。

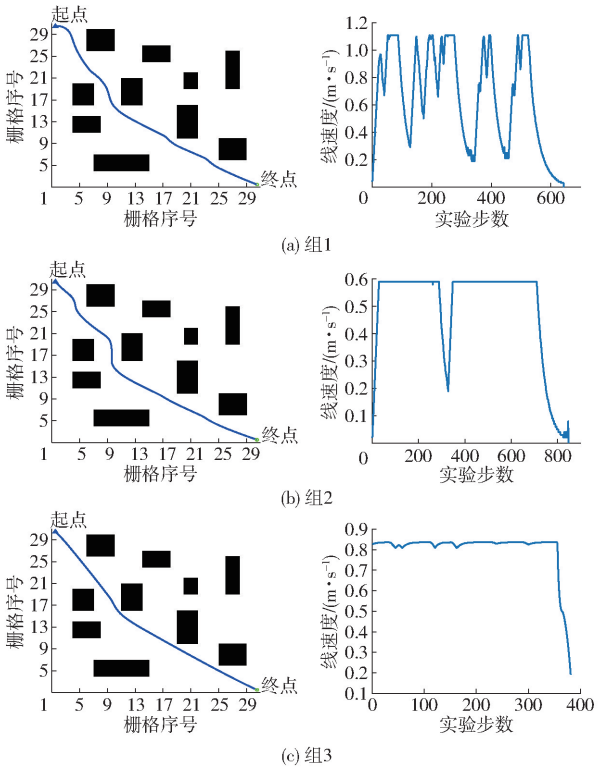


图 11　规划路径和线速度对比

Fig. 11　Comparison between planned path and linear speed

4.3.3　模糊规则及推理结果

根据输出的评价函数权重在不同情形下的取值定义模糊规则，说明如下：

(1)机器人远离目标位置及障碍物，为节约时间，机器人应选取速度得分较大且航向角较小的轨迹。

(2)机器人接近目标、远离障碍物，为精确到达指定位置，机器人应选取速度和航向角得分较小的轨迹。

(3)机器人远离目标、接近障碍物，为保证安全，机器人应选取速度得分较小且航向角较大的轨迹。

(4)机器人远离目标、接近障碍物，为保证安全和顺利到达预定点，机器人应选取速度得分和航向角较小的轨迹。

基于以上说明，制定如表 4 所示的模糊规则，采用 Mamdani 型推理方法，得到模糊向量，通过重心法将其解模糊化，得到精确的控制输出。

5　实验对比及真实场景验证

为了验证改进算法路径规划的可行性，将运输机器人在模拟环境下进行实验，模拟环境描述为 30×30 的正方形地图，图中黑色方块代表环境中不可通行区。实验条件为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12650H，32GB内存、2.30GHz主频的计算机，

表 4　模糊规则

Tab. 4　Fuzzy rules

规则编号	输入		输出		
	D_1	D_2	α	β	γ
1	C	C	F	M	A
2	C	M	F	M	A
3	C	F	F	A	A
4	M	C	A	F	A
5	M	M	M	M	A
6	M	F	M	A	F
7	F	C	A	F	A
8	F	M	M	M	M
9	F	F	F	A	F

软件为 Matlab R2022a。

5.1　静态模拟环境实验

5.1.1　静态环境实验

为检验改进 A* 算法在模拟仓储环境中的有效性，分别与经典 A* 算法、文献[29]改进 A* 算法(简称文献[29]算法)、文献[30] JPS 平滑改进 A* 算法(简称文献[30]算法)进行实验对比，得到的结果如图 12 所示，性能指标对比如表 5 所示。

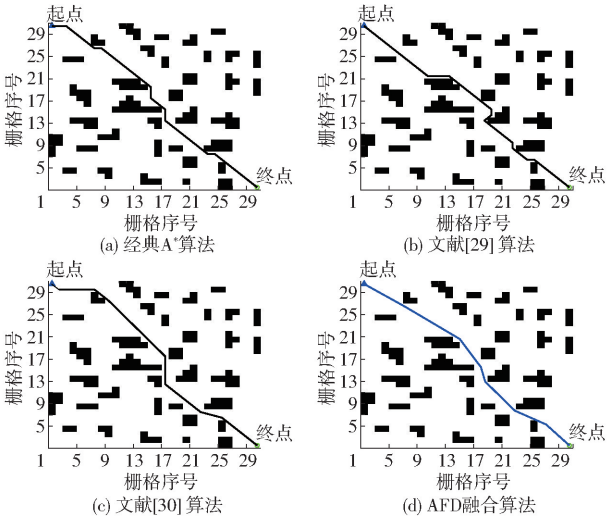


图 12　不同算法实验对比

Fig. 12　Comparison of different algorithm experiments

表 5　不同算法性能指标对比

Tab. 5　Comparison of performance indicators of different algorithms

算法	路径长度/m	运行时间/s	转折次数/次	遍历节点数/个
经典 A* 算法	44.36	0.088	9	269
文献[29]算法	43.74	0.13	10	214
文献[30]算法	43.28	0.17	8	195
AFD 融合算法	42.04	0.032	6	131

由图 12 可得，本文改进 A* 算法转折角平滑，更加符合机器人运动学约束。结合表 6 数据，与经典 A* 算法相比，在运行时间、转折次数和遍历节点数方面分别减少 63.6%、33.3%、51.3%。由

于圆内切平滑策略对路径长度影响较少，路径长度减少 5.2%。与另外 2 种算法相比，改进 A* 算法性能在路径长度、运行时间、转折次数、遍历节点数方面都有不同程度的提高。综合来看，对经典 A* 算法的改进，缩小了搜索空间，缩短运行时间，减少无效转折，增加路径平滑性。

5.1.2 静态环境融合算法实验

图 13 为在静态环境下与其他算法规划路径对比示意图，表 6 为静态复杂环境下融合算法性能指标对比。

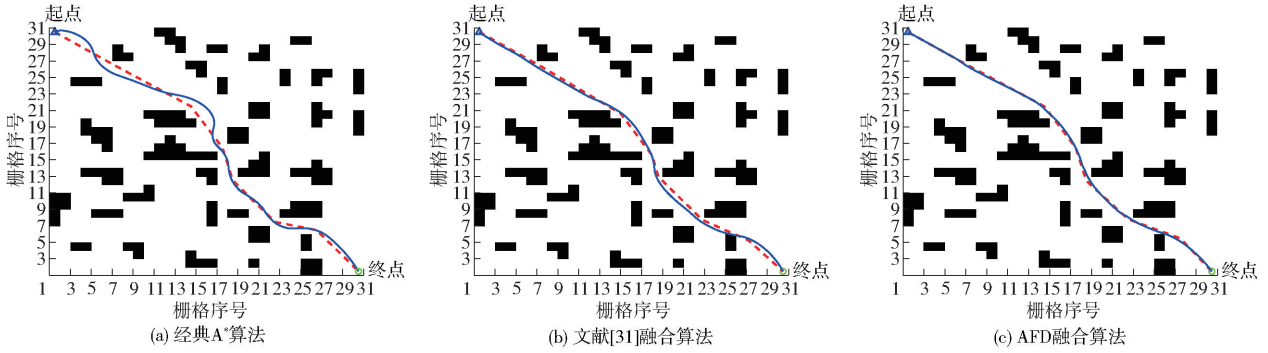


图 13 静态复杂环境下融合算法路径对比

Fig. 13 Comparison of algorithm fusion paths in static complex environment

表 6 静态复杂环境下融合算法性能指标对比

Tab. 6 Performance index comparison of fusion algorithm in static complex environment

算法	总路径长度/m	总运行时间/s
经典 A* 算法	89.26	301.8
文献[31]融合算法	86.85	201.3
AFD 融合算法	84.59	160.4

从图 13 可得，经典 A* 算法在前期由于障碍物分散，无法精确计算到障碍物的距离，存在盲目搜索问题，偏离全局最优路径。相比而言，在保证安全阈值的情况下，AFD 融合算法比文献[31]融合算法路径更加贴合全局路径。由表 6 可得，与经典 A* 算法和文献[31]融合算法路径相比，总路径长度分别缩短 5.2% 和 2.6%，总运行时间分别缩短 46.9% 和 20.3%，说明 AFD 融合算法在总路径长度和总运行时间上得到了较大提升。

5.1.3 临时障碍物环境实验

在规划出的最优路径上随机加入临时障碍物（天蓝色栅格），并与经典 A* 算法、文献[31]融合算法进行实验对比，结果如图 14 所示，性能指标对比如表 7 所示。

从图 14 可得，在加入临时障碍物的模拟环境

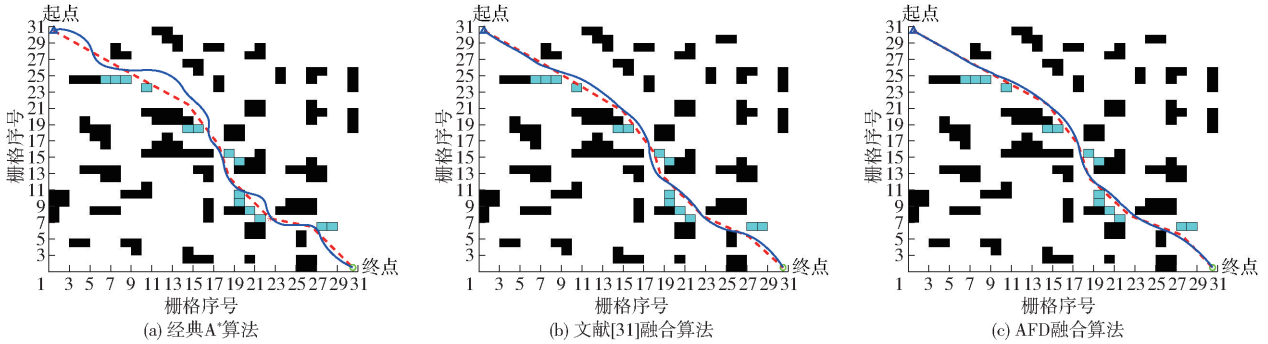


图 14 临时障碍物环境下融合算法路径对比

Fig. 14 Comparison of algorithm fusion paths in temporary obstacle environment

表 7 临时障碍物环境下融合算法性能指标对比

Tab. 7 Performance index comparison of fusion algorithm under temporary obstacle environment

算法	路径长度/m		运行时间/s	
	全局	局部	全局	局部
经典 A* 算法	44.99	45.26	0.29	280.21
文献[31]融合算法	43.43	43.31	0.19	249.66
AFD 融合算法	42.01	42.12	0.11	196.95

中，经典 A* 算法在算法前期仍然偏离最优路径，对临时障碍物的避障能力较差，并且在障碍物密集的情况下容易发生碰撞，造成安全隐患。文献[31]融合算法路径虽然对临时障碍物的避障能力有了很大程度提高，但偏离最优路径的问题仍旧存在。从表 8 可得，与其他算法相比，AFD 融合算法的全局路径和局部路径长度分别减少 6.6%、6.9% 和 3.3%、2.7%，全局路径和局部路径运行时间分别缩短 62.1%、42.1% 和 29.7%、21.1%。

验证了本文融合算法在路径长度和运行时间上优于对比算法。

5.1.4　临时和移动障碍物环境实验

在改进的 A* 算法规划出最优全局路径的基础上加入临时障碍物的同时，再加入移动障碍物（紫红色栅格），使用动态窗口法进行局部避障，检验算法在复杂环境下的有效性。与经典 A* 算法、文献[31]融合算法进行实验对比，结果如图 15 所示，图中绿色箭头为障碍物移动方向。性能指标对比如表 8 所示。

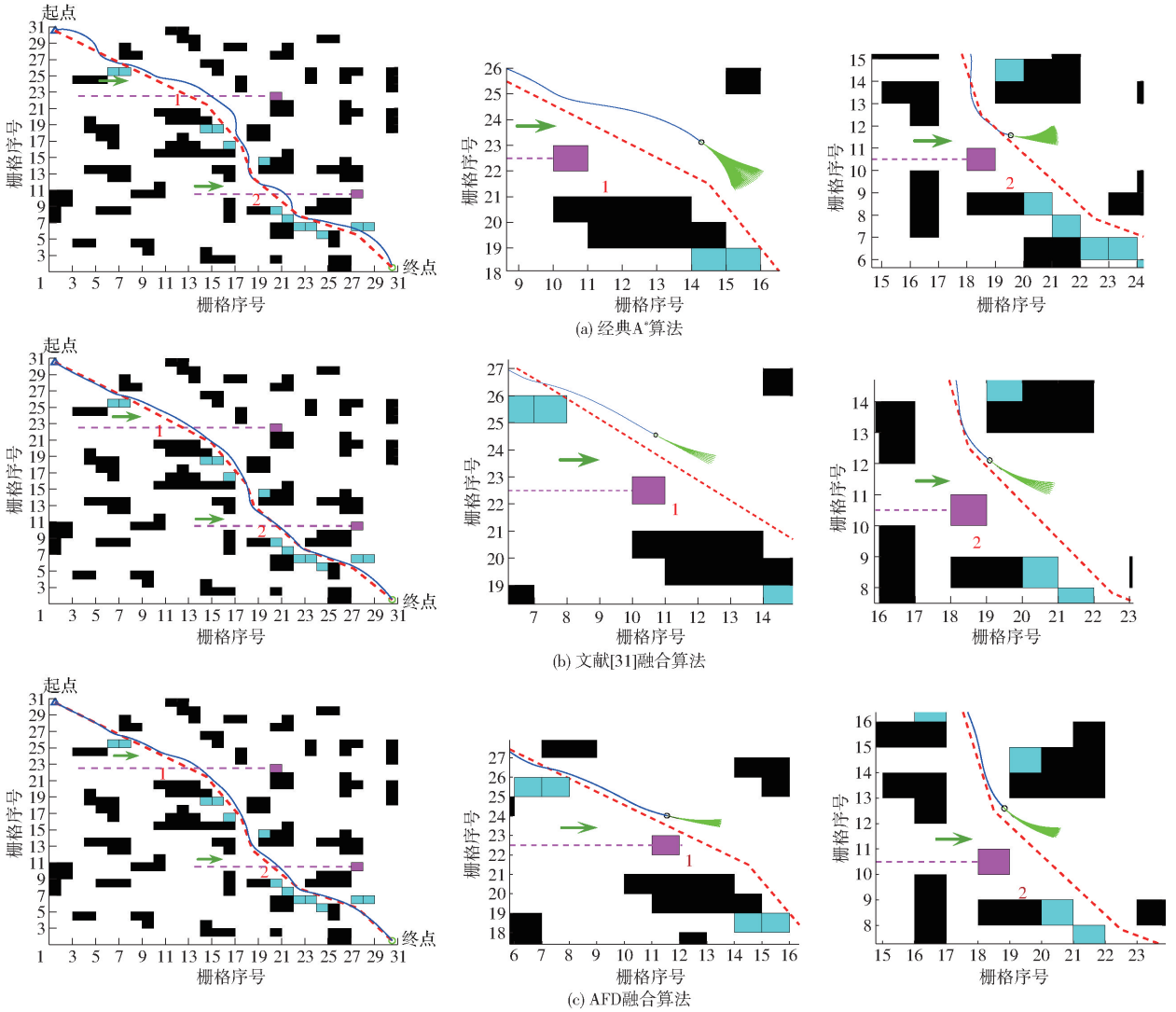


图 15　临时和移动障碍物环境下融合算法路径对比

Fig. 15　Comparison of algorithm fusion paths in temporary and dynamic obstacle environments

表 8　临时和移动障碍物环境下融合算法路径指标对比

Tab. 8　Comparison of algorithm fusion path indicators in temporary and dynamic obstacle environments

算法	路径长度/m		运行时间/s	
	全局	局部	全局	局部
经典 A* 算法	47.68	46.54	0.32	481.43
文献[31]融合算法	45.96	44.45	0.24	298.19
AFD 融合算法	42.24	42.66	0.15	200.21

从图 15 可得，在环境中同时加入临时和移动障碍物，3 种算法均能避开障碍物。经典 A* 算法在运行过程中偏离最优路径范围较大，在经过最后一组临时障碍物时发生了较小程度的碰撞，容易对机器人运行造成安全隐患。相比而言，文献[31]融合算法路径对临时障碍物的避障能力有了很大程度的提高，但对移动障碍物的规避能力不明显，在经过位置 2 时，由于距离较远，并没有规划出避障路径。AFD 融合算法取得了较为优秀的结果。从表 8 可得，与其他算法相比，本文融合算法的全局路径和局部路径长度分别减少 11.4%、7.8% 和 8.3%、4%，全局路径和局部路径运行时间分别缩短 53.1%、37.5% 和 58.4%、32.6%。验证了 AFD 融合算法在临时和移动障碍物环境下路径长度和运行时间优于对比算法。

5.2　真实场景验证

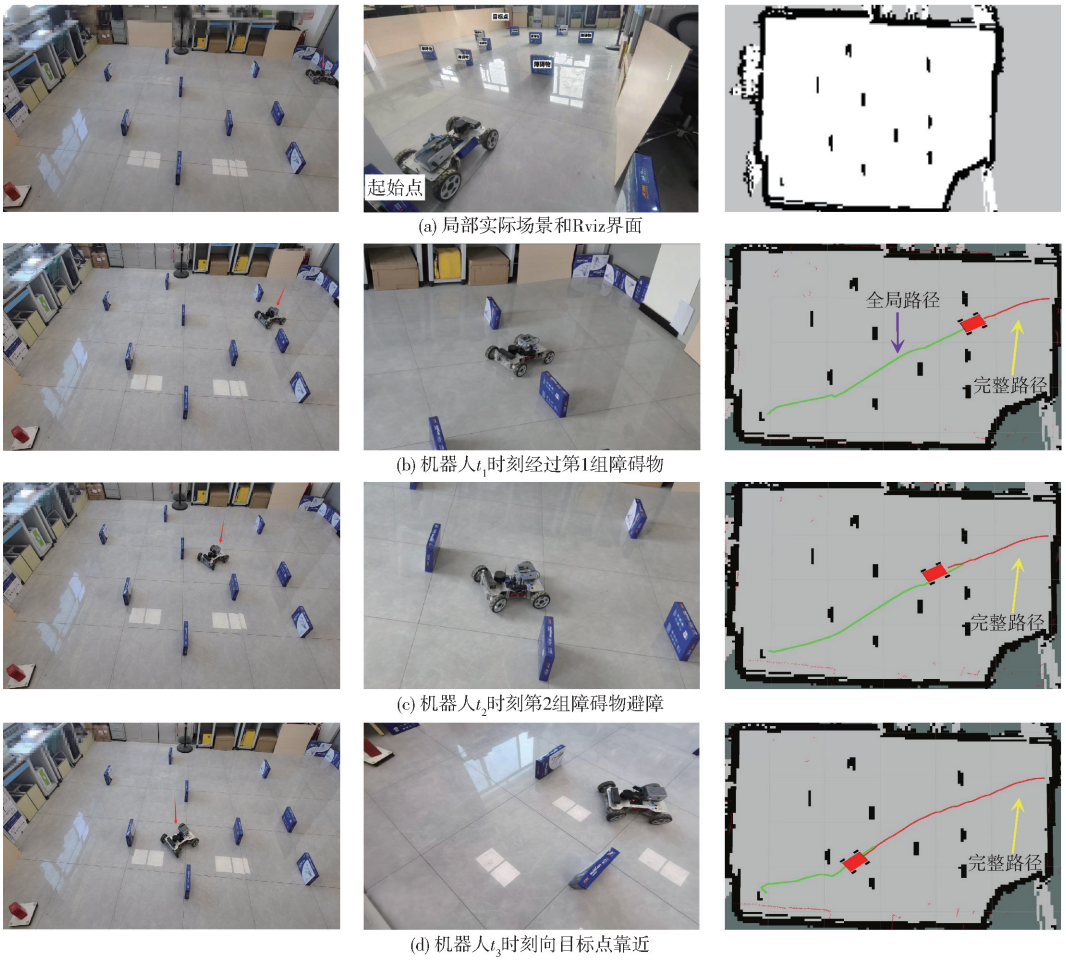
为在实际场景中验证本文融合 AFD 算法的有

效性,选用搭载独立机器人操作系统 ROS 的移动机器人,实验地点在新疆大学博达校区电气工程学院 505 实验室。

5.2.1 局部静态环境验证

模拟局部实验环境如图 16a 左图所示,起始点、目标点、障碍物均已在中间图像中标注。激光雷达建立的 Rviz 可视化界面如图 16a 右图所示,区域中间部分为扫描到的障碍物,中间图为机器人全局视角。

如图 16b 所示,确定机器人初始位置和目标点后,在 Rviz 中通过嵌入改进的 A* 算法规划出一条平滑的绿色全局路径(紫色箭头标示),完整路径为红色(黄色箭头标示)。选取 t_1、t_2、t_3 3 个时刻处机器人位置,分析其运动姿态及避障效果。在 t_1 时刻,由于机器人已经保存静态障碍物信息,可以顺利通过,在全局视角中可以看到机器人保持平滑路径行驶。在 t_2 时刻,机器人按照 t_1 时刻的速度运行,结合障碍物信息,机器人与障碍物的距离小于安全阈值,开始减速,调整转向轮角度进行规避,规避障碍物后仍然贴合全局最优路径,在全局视角中可以看到机器人有明显的避障动作。在 t_3 时刻,静态障碍物出现在最优路径上,转向轮向左调整角度,机器人开始避障,安全距离评价函数计算与障碍物保持安全阈值,经过障碍物后,贴合全局最优路径向目标点靠近。为验证轨迹规划数据的连续性,在机器人运行过程中,将激光雷达在二维空间中抽象为可移动的质点,以导航算法为基础,保存每个瞬时时刻的坐标位置,机器人从起点到终点行驶的过程中,形成了连续完整的运行曲线,如图 17 所示。



(a) 局部实际场景和Rviz界面

(b) 机器人t_1时刻经过第1组障碍物

(c) 机器人t_2时刻第2组障碍物避障

(d) 机器人t_3时刻向目标点靠近

图 16 静态环境下真实场景和 Rviz 实时界面

Fig. 16 Real scene and real-time interface of Rviz in static environment

由于第 1 组障碍物在激光雷达的正前方,机器人需要不断调整位姿寻找合适的行进方向,因此 a 时刻之前位姿变化较为明显,在 t_1 时刻经过第 1 组障碍物后,机器人运行较为平稳;t_2 时刻即将经过第 2 组障碍物,可见路径进行实时调整规避静态障碍物,图 16c 右图也捕捉到了机器人的动作,经过障碍物后,机器人继续行驶;t_3 时刻即将经过第 3 组障碍物,可见机器人有了较大的转弯动作,当前位置坐标变化明显,图 16d 右图也展现了机器人当前时刻的状态;经过障碍物后,机器人向目标点 b 运行。

5.2.2 全局动态环境验证

为检验 AFD 融合算法在静动态模拟环境运行

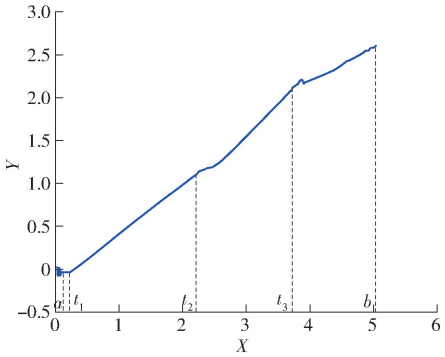


图 17　机器人实时坐标位姿(局部静态环境)

Fig. 17　Real time coordinate pose of robot (local static environment)

的有效性,设计了如图 18a 左图所示的全局环境,图 18a 右图为 Rviz 可视化的全局环境模型,截取实验中 7 个时刻进行验证,图 18 左图均为模拟环境下



(a) 全局实际场景及标注与Rviz界面



(b) 机器人t_1时刻经过静态障碍物



(c) 机器人t_2时刻经过临时障碍物



(d) 机器人t_3时刻经过移动障碍物1



(e) 机器人t_4时刻经过静态障碍物



(f) 机器人t_5时刻经过移动障碍物2



(g) 机器人t_6时刻经过临时障碍物4



(h) 机器人t_7时刻到达目标点

图 18　全局环境下真实场景和 Rviz 实时界面

Fig. 18　Real scene and real-time interface of Rviz in a global environment

的全局视角。

如图 18 所示,在 t_2、t_6时刻,激光雷达刷新周围环境,检测到临时出现的障碍物并对其位置进行判断,临时障碍物 3、4 出现在最优路径中,通过改进的动态窗口法进行局部避障,同时保持机器人安全行驶;临时障碍物 1、2 不影响机器人正常运行,故不做处理,全局视角下可以观察到机器人的行驶动作。在 t_3、t_5时刻,激光雷达检测到动态障碍物信息,模糊推理系统计算与障碍物距离,调整机器人运行速度,航向角输出角度驱动转向轮进行转向,机器人对原先规划出的路径进行修正,起到安全避障的效果,机器人在躲避障碍物后,仍会贴合全局最优路径,在全局视角下,t_3时刻移动障碍物 1 由右向左运动,机器人向左前方避障;t_5时刻移动障碍物 2 向前方运动,机器人向右前方行驶。t_1、t_4时刻,机器人经过静态障碍物,在贴合最优路径和安全距离的情况下安全运行。在模拟全局环境中进行实验,结果验证了所提 AFD 融合算法的有效性。图 19 验证了机器人在运行中全局路径数据点的连续性。

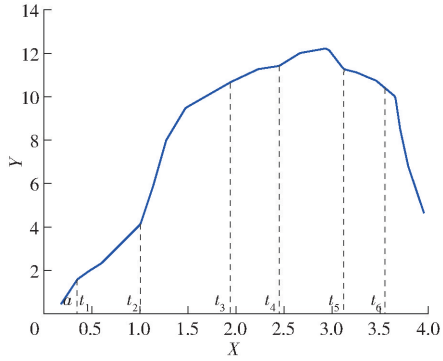


图 19　机器人实时坐标位姿(全局动态环境)

Fig. 19　Real time coordinate pose of robot (global dynamic environment)

如图 19 所示,机器人在 t_1 时刻经过静态障碍物,转弯角度过大,坐标的变化也较为明显;在 t_3 时刻,机器人即将经过由下至上移动的障碍物 1,图 18d 中,虽然机器人有短暂的转向动作,但保持与机器人合理的安全阈值,轨迹路径吻合全局最优路径;t_4时刻机器人通过狭窄通道,通道中含有面积较大的静态障碍物,在保证安全并且不与周边通道壁发生碰撞的前提下,机器人缓慢通行;在 t_5时刻经过与前进方向一致的移动障碍物,进行安全避障,与障碍物保持了较大的安全距离;t_6时刻经过临时障碍物 4 向目标点靠近。

6　结论

(1)A* 算法可以规划全局最优路径,但不能适应局部动态环境;动态窗口法在局部路径规划方面

具有优势,但路径非最优。因此,本文提出了将两者融合的 AFD 算法,既保留了 A* 算法全局寻优的性能,又结合了动态窗口法实时避障的特点,实现了优势互补,为模拟环境中运输机器人的路径规划提供新的方向。

(2)针对经典 A* 算法规划路径耗时长、遍历节点多的问题,提出了障碍率评价指标对评价函数进行优化,有效解决此问题;针对经典 A* 算法路径冗余程度高的问题,基于 Floyd 算法,提出了 Smooth Floyd 方法,通过对路径进行 3 次优化,简化了全局最优路径;针对路径不平滑的问题,采用圆内切平滑策略实现优化,将转折角优化为圆弧,保证了机器人的安全平稳运行。实验结果表明,通过与经典 A* 算法和 2 种改进 A* 算法对比,本文算法在路径长度、搜索时间、遍历节点数量、转折点数量方面有着明显优势。

(3)针对经典动态窗口法局部路径规划效率低、不能兼顾安全与速度问题,提出了一种评价函数权重模糊推理的方法,通过计算本体与目标点和障碍物的距离,建立了模糊规则表,实现评价函数权重的自适应调整。

(4)将 AFD 融合算法在模拟静态和动态环境及真实环境中进行了实验,结果表明本文所提的 AFD 融合算法兼顾高效和安全,有着良好的适应性。

参 考 文 献

[1] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22 - 34.

[2] 潘玉恒,奥日格拉,鲁维佳,等. 基于动态扩展邻域蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2024,55(2):423 - 432,449.
PAN Yuheng, Aorigela, LU Weijia, et al. Path planning of mobile robots based on dynamic extended neighborhoods ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(2):423 - 432,449. (in Chinese)

[3] 时维国,宁宁,宋存利,等. 基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2023,54(12):407 - 416.
SHI Weiguo, NING Ning, SONG Cunli, et al. Path planning of mobile robots based on ant colony algorithm and artificial potential field algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(12):407 - 416. (in Chinese)

[4] 郝琨,张慧杰,李志圣,等. 基于改进避障策略和双优化蚁群算法的机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2022,53(8):303 - 312,422.
HAO Kun, ZHANG Huijie, LI Zhisheng, et al. Path planning of mobile robot based on improved obstacle avoidance strategy and double optimization ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(8): 303 - 312,422. (in Chinese)

[5] 贾会群,魏仲慧,何昕,等. 基于改进粒子群算法的路径规划[J]. 农业机械学报,2018,49(12):371 - 377.
JIA Huiqun, WEI Zhonghui, HE Xin, et al. Path planning based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018,49(12):371 - 377. (in Chinese)

[6] 黄辰, 费继友, 刘洋, 等. 基于动态反馈 A* 蚁群算法的平滑路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 34 - 40.
HUANG Chen, FEI Jiyou, LIU Yang, et al. Smooth path planning method based on dynamic feedback A* ant colony algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 34 - 40. (in Chinese)

[7] 崔永杰,王寅初,何智,等. 基于改进 RRT 算法的猕猴桃采摘机器人全局路径规划[J]. 农业机械学报,2022,53(6):151 - 158.
CUI Yongjie, WANG Yinchu, HE Zhi, et al. Global path planning of kiwifruit harvesting robot based on improved RRT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(6):151 - 158. (in Chinese)

[8] 刘慧,张世义,段云鹏,等. 基于改进双向 RRT* 的果园机器人运动规划算法[J]. 农业机械学报,2022,53(11):31 - 39.
LIU Hui, ZHANG Shiyi, DUAN Yunpeng, et al. Orchard robot motion planning algorithm based on improved bidirectional RRT*[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(11):31 - 39. (in Chinese)

[9] 万俊,孙薇,葛敏,等. 基于含避障角人工势场法的机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2024,55(1):409 - 418.
WAN Jun, SUN Wei, GE Min, et al. Robot path planning based on artificial potential field method with obstacle avoidance angles[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(1):409 - 418. (in Chinese)

[10] LI Y, ZHAO J, CHEN Z, et al. A robot path planning method based on improved genetic algorithm and improved dynamic window approach[J]. Sustainability, 2023, 15(5): 4656.

[11] 王永雄,田永永,李璇,等. 穿越稠密障碍物的自适应动态窗口法[J]. 控制与决策,2019,34(5):927 - 936.
WANG Yongxiong, TIAN Yongyong, LI Xuan, et al. Self-adaptive dynamic window approach in dense obstacles[J]. Control and Decision, 2019,34(5):927 - 936. (in Chinese)

[12] XU Z, DENG D, SHIMADA K. Autonomous UAV exploration of dynamic environments via incremental sampling and probabilistic roadmap[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2729 - 2736.

[13] 张伟民,张月,张辉. 基于改进 A* 算法的煤矿救援机器人路径规划[J]. 煤田地质与勘探,2022,50(12):185 - 193.
ZHANG Weimin, ZHANG Yue, ZHANG Hui. Path planning of coal mine rescue robot based on improved A* algorithm[J]. Coal Geology & Exploration, 2022,50(12):185 - 193. (in Chinese)

[14] OU Y, FAN Y, ZHANG X, et al. Improved A* path planning method based on the grid map[J]. Sensors, 2022, 22(16):

6198.
[15] 曹如月,张振乾,李世超,等. 基于改进 A* 算法和 Bezier 曲线的多机协同全局路径规划[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊):548 - 554.
CAO Ruyue, ZHANG Zhenqian, LI Shichao, et al. Multi-machine cooperation global path planning based on A-star algorithm and Bezier curve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(Supp.):548 - 554. (in Chinese)
[16] 张新艳,邹亚圣. 基于改进 A* 算法的自动导引车无碰撞路径规划[J]. 系统工程理论与实践,2021,41(1):240 - 246.
ZHANG Xinyan, ZOU Yasheng. Collision-free path planning for automated guided vehicles based on improved A* algorithm [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2021,41(1):240 - 246. (in Chinese)
[17] BU Z,KORF R E. A* + BFHS:a hybrid heuristic search algorithm[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence,2022.
[18] 张瑜,宋荆洲,张琪祁. 基于改进动态窗口法的户外清扫机器人局部路径规划[J]. 机器人,2020,42(5):617 - 625.
ZHANG Yu, SONG Jingzhou, ZHANG Qiqi. Local path planning of outdoor cleaning robot based on an improved DWA[J]. Robot, 2020,42(5):617 - 625. (in Chinese)
[19] HOSSAIN T, HABIBULLAH H, ISLAM R, et al. Local path planning for autonomous mobile robots by integrating modified dynamic-window approach and improved follow the gap method[J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(4): 371 - 386.
[20] 劳彩莲,李鹏,冯宇. 基于改进 A* 与 DWA 算法融合的温室机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2021,52(1):14 - 22.
LAO Cailian, LI Peng, FENG Yu. Path planning of greenhouse robot based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window approach[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(1):14 - 22. (in Chinese)
[21] ZHAO Q, LIU H, ZHANG Y, et al. Path planning fusion algorithm based on improved A-star and adaptive dynamic window approach for mobile robot[J]. International Journal of Industrial Engineering: Theory, Applications and Practice, 2023, 30(5):1078 - 1089.
[22] 刘钰铭,黄海松,范青松,等. 基于改进 A* - DWA 算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统,2024,30(1):158 - 171.
LIU Yuming, HUANG Haisong, FAN Qingsong, et al. Mobile robot path planning based on improved A* - DWA algorithm [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2024,30(1):158 - 171. (in Chinese)
[23] 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 Yuting, GUO Shijie, TANG Shufeng, 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. (in Chinese)
[24] 齐立哲,何东东,陈骞,等. 基于拓扑地图的移动机器人室内环境高效自主探索算法[J]. 机器人,2023,45(3):313 - 320,332.
QI Lizhe, HE Dongdong, CHEN Qian, et al. An efficient autonomous exploration algorithm of indoor environment for mobile robots using topological map[J]. Robot, 2023,45(3):313 - 320,332. (in Chinese)
[25] 陈志勇,吴精华. 基于目标导向采样的机器人改进概率路图法研究[J]. 农业机械学报,2023,54(6):410 - 418,426.
CHEN Zhiyong, WU Jinghua. Improved probability path graph method for robots based on goal-oriented sampling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(6):410 - 418,426. (in Chinese)
[26] LI F, KIM Y C, XU B. Non-standard map robot path planning approach based on ant colony algorithms[J]. Sensors, 2023, 23(17): 7502.
[27] ZHOU R, HANSEN E A. Breadth-first heuristic search[J]. Artificial Intelligence, 2006, 170(4 - 5): 385 - 408.
[28] 张海鹏,陈淼,李语松,等. 一种船舶火灾环境下人员疏散路线优化算法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2023,44(1):97 - 108.
ZHANG Haipeng, CHEN Miao, LI Yusong, et al. An optimization algorithm for evacuation routes under ship fire environment [J]. Journal of Harbin Engineering University,2023,44(1):97 - 108. (in Chinese)
[29] 吴琼,袁杰,马圣山,等. 基于安全点引导混合算法的启发式机器人动态路径规划[J]. 计算机集成制造系统,2023,29(10):3284 - 3295.
WU Qiong, YUAN Jie, MA Shengshan, et al. Heuristic robot dynamic path planning based on SPG hybrid algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023,29(10):3284 - 3295. (in Chinese)
[30] 黄健萌,吴宇雄,林谢昭. 移动机器人平滑 JPS 路径规划与轨迹优化方法[J]. 农业机械学报,2021,52(2):21 - 29,121.
HUANG Jianmeng, WU Yuxiong, LIN Xiezhao. Smooth JPS path planning and trajectory optimization method of mobile robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(2):21 - 29,121. (in Chinese)
[31] 郭园园,袁杰,赵克刚. 基于改进 A* 算法和动态窗口法的机器人路径规划[J]. 计算机工程与科学,2022,44(7):1273 - 1281.
GUO Yuanyuan, YUAN Jie, ZHAO Kegang. Robot path planning based on an improved A* algorithm and an improved dynamic window method[J]. Computer Engineering & Science,2022,44(7):1273 - 1281. (in Chinese)