

融合改进 A* 与 DWA 算法的车间 移动机器人路径规划

张 伏¹, 韩伟东¹, 鲍若飞¹, 张亚坤¹, 王亚飞², 付三玲³

(1. 河南科技大学 农业装备工程学院, 河南 洛阳 471003; 2. 江苏大学 农业工程学院, 江苏 镇江 212013; 3. 河南科技大学 物理工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要:为实现复杂车间环境下移动机器人高效路径规划,提出了一种融合改进 A* 与 DWA 算法的混合路径规划方法。首先,优化全局路径规划 A* 算法,考虑障碍物密度、转弯次数和运动惯性因子的影响,改进启发函数;其次,引入权重因子动态调整启发函数权重,采用 Douglas-Peucker 算法简化路径,同时引入 B-Spline 算法平滑路径;最后,改进局部路径规划 DWA 算法,将全局最优路径关键点作为 DWA 算法过程的目标点,引入当前点与目标点距离、当前点与动态障碍物距离和路径跟踪代价 3 项评价子项,重构轨迹评价函数。仿真结果表明:相较于传统 A* 算法,改进 A* 算法在路径长度、规划时间、扩展节点数和拐点数方面分别减少 15.80%、81.20%、2.30% 和 74.10%;在添加临时静态障碍物和动态障碍物场景中,融合改进算法的运行时间分别缩短 22.02% 和 22.32%。试验结果表明:融合改进算法可高效规划路径且安全避开障碍物。

关键词:车间移动机器人;路径规划;动态避障;A* 算法;DWA 算法

中图分类号:TP242 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2025)09-3020-12

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250381

Path planning of workshop mobile robots integrated with improved A* and DWA algorithms

ZHANG Fu¹, HAN Wei-dong¹, BAO Ruo-fei¹, ZHANG Ya-kun¹, WANG Ya-fei², FU San-ling³

(1. College of Agricultural Equipment Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China; 2. College of Agricultural Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 3. College of Physics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: To achieve efficient path planning for mobile robots in complex workshop environments, a hybrid path planning method integrating improved A* algorithm and the DWA algorithm was proposed. Firstly, the global path planning A* algorithm was optimized by improving the heuristic function, taking into account the influences of obstacle density, the number of turns, and motion inertia factors. Secondly, weight factors were introduced to dynamically adjust the heuristic function weights, the Douglas-Peucker

收稿日期:2025-04-29.

基金项目:国家自然科学基金项目(52075149);河南省龙门实验室前沿探索项目(LMQYTSKT032);河南省研究生教育改革项目(2023SJGLX180Y).

作者简介:张伏(1978-),男,教授,博士.研究方向:仿生技术及智能农业装备技术.E-mail:zhangfu30@126.com

algorithm was employed to simplify the path, and the B-Spline algorithm was applied to smooth it. Finally, the local path planning DWA algorithm was improved, the key points of the globally optimal path were used as target points in the DWA algorithm process. A trajectory evaluation function was reconstructed by introducing three evaluation terms: the distance between the current point and the target point, the distance between the current point and dynamic obstacles, and the path tracking cost. Simulation results showed that, compared with the traditional A* algorithm, the improved A* algorithm reduced the path length, planning time, number of expanded nodes, and number of turning points by 15.80%, 81.20%, 2.30%, and 74.10%, respectively. In scenarios involving temporary static obstacles and dynamic obstacles, the runtime of the integrated improved algorithm was reduced by 22.02% and 22.32%, respectively. Experimental results demonstrated that the integrated improved algorithm enabled efficient path planning and safe obstacle avoidance.

Key words: workshop mobile robot; path planning; dynamic obstacle avoidance; A* algorithm; DWA algorithm

0 引 言

随着人工智能与自主导航技术的快速发展,车间移动机器人已具备自主导航能力,可适应多种任务需求^[1-3]。车间环境设备布局密集且存在非结构化区域,通行区域有限且障碍物频繁出现,导致路径规划复杂性增加和避障难度提高^[4]。路径规划作为移动机器人自主导航的关键技术,为导航提供决策基础,在保障导航实时性、路径安全性和运动可靠性方面具有决定性作用^[5]。路径规划算法分为全局路径规划和局部路径规划:全局路径规划适用于已知静态环境,包含A*、Dijkstra、RRT等典型算法和ACO、PSO、GA等群体智能优化算法;局部路径规划适合动态未知环境,包括DWA、APF和TEB等主流算法^[6]。

传统A*是移动机器人全局路径规划的主流算法之一^[7],但存在内存消耗大、平滑性差和效率较低等问题^[8]。DWA算法作为典型的局部路径规划算法,考虑运动学约束,具有良好的动态避障性能^[9],但易陷入局部最优解,导致导航任务失败。因此,实现A*和DWA路径规划算法协同优化,构建具有环境适应性的移动机器人混合路径规划算法,成为当前研究重点^[10]。王云亮等^[11]采用跳点搜索技术优化A*算法搜索速度,引入RRT*算法剪枝思想剔除非必要节点,结合贝塞尔曲线对生成的路径进行平滑处理仿真结果表明,该方法可得到全局最优路径;张宸威等^[12]引入动态加权系数优化启发函数,融合触须法实现全局与局部路径协同规划,结果表明:在复杂环境中消防机器人的搜索节点相较于改进前减少60%;

Zhang等^[13]引入障碍物密度调节因子调整A*算法启发函数权重,结合五邻域搜索和Floyd算法。提高搜索效率并改善路径平滑性,同时融入路径平滑系数和局部目标选择策略改进DWA算法,仿真结果表明,该方法可生成避开动态障碍物的平滑安全路径;Wang等^[14]为保障移动机器人在非结构化布局的温室果园环境中高效、高质量运行,提出一种融合改进A*和DWA算法的路径规划算法,将搜索邻域调整为五邻域并引入环境障碍率改进A*算法,采用模糊控制优化局部路径规划策略。仿真结果表明,融合算法的距离偏差和航向角偏差分别减少31.8%和28.6%,安全距离增加30%;Guo等^[15]为提高设施大棚电动履带拖拉机的智能化水平和导航效率,将权重融入A*算法启发函数中,改进关键点选择策略,利用贝塞尔曲线平滑路径轨迹,仿真结果表明与RRT和传统A*算法相比,改进A*算法耗时更少,其路径更加平滑;Ayalew等^[16]提出适用于未知动态环境的路径规划算法,结合BRRT*全局路径规划、DWA局部避障和AMCL定位方法,利用SLAM构建环境地图并结合LiDAR实现自主导航,同时引入YOLO目标识别算法增强环境感知能力。试验和仿真结果表明:该方法在动态环境中较现有算法表现出更优的路径规划与避障性能。

综上所述,针对路径规划算法在不同场景中存在的路径平滑性不足和避障能力差等问题已提出多种解决方案,但针对复杂车间环境中的路径规划与动态避障研究较少。因此,本文提出一种融合改进A*与DWA算法的车间移动机器人路径规划方法。全局路径规划聚焦于传统A*算法启

发函数的改进与路径平滑性的提升;局部路径规划优化DWA算法的轨迹评价函数,多角度优化路径评估过程,并将全局最优路径关键点作为DWA算法过程的目标点,以提升路径规划的全局最优性和环境适应性。

1 全局路径规划A*算法

1.1 环境地图建模

栅格地图与多种路径规划算法高度兼容,以其高效性、适用性和易用性,为移动机器人路径规划提供准确的数据支持^[17]。栅格地图将复杂车环境划分为均匀网格,每个网格单元具有特定属性,可精准描述环境中障碍物和自由通行区域,如图1所示,其中,黑色栅格表示障碍物区域,白色栅格表示可通行区域,网格大小和地图分辨率可根据具体应用需求调整。

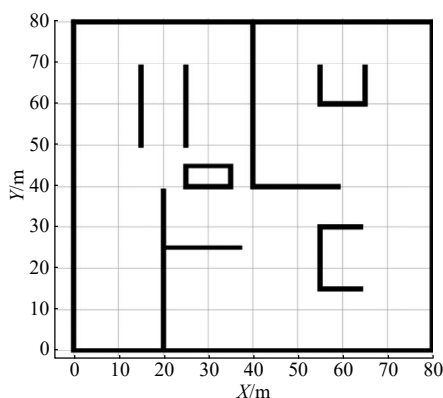


图1 栅格地图

Fig. 1 Grid map

1.2 改进A*算法

传统A*算法是一种启发式搜索算法,通过启发函数引导搜索过程,寻找从起点到目标点的路径。该算法结合路径搜索的实际代价函数和启发函数。其中,实际代价函数评估从起点到当前点的路径代价,启发函数则估算从当前点到目标点的预估代价。A*算法在每次选择下一个扩展节点时,依据总代价对候选节点进行排序,从而确保搜索过程朝向最优解。总代价函数如下所示:

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

式中: $f(n)$ 为当前点到目标点的总代价; $g(n)$ 为当前点到起点的实际代价; $h(n)$ 为A*算法的启发函数,表示当前点到目标点的预估代价。

1.2.1 改进启发函数

启发函数的设计对提升搜索效率至关重要,

合适的启发函数可准确估计距离,从而提高算法执行速度。本文在全局路径规划过程中,考虑障碍物密度、转弯次数及运动惯性因子的影响,提出一种基于搜索阶段动态调整的启发函数。

在复杂环境中,障碍物分布对路径规划影响较大,因此引入障碍物密度反映节点周围障碍物的分布情况。障碍物密度基于节点周围指定半径圆内的障碍物面积占比计算,图2为半径1 m的圆内障碍物面积占比比例。障碍物密度 ρ_{obstacle} 的计算公式如下所示:

$$\rho_{\text{obstacle}} = \frac{N_{\text{obstacle}}}{\pi \cdot r^2} \quad (2)$$

式中: r 为圆的半径; N_{obstacle} 为障碍物面积。

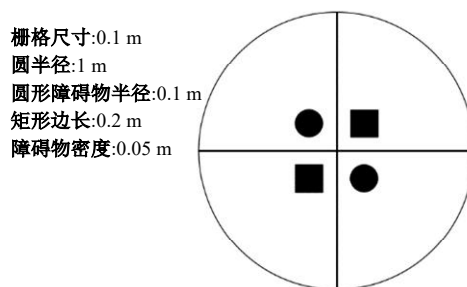


图2 圆形区域内障碍物分布图

Fig. 2 Obstacle distribution map in circular area

转弯次数是评估路径平滑度的重要参考指标,频繁转弯说明路径复杂。通过比较当前点与父节点、当前点与子节点间的方向变化可计算转弯次数,如图3所示,7个节点组成的路径共转弯4次。

转弯次数 T_{turn} 的计算公式如下所示:

$$T_{\text{turn}} = \sum_{i=1}^{n-2} 0.1I_i \quad (3)$$

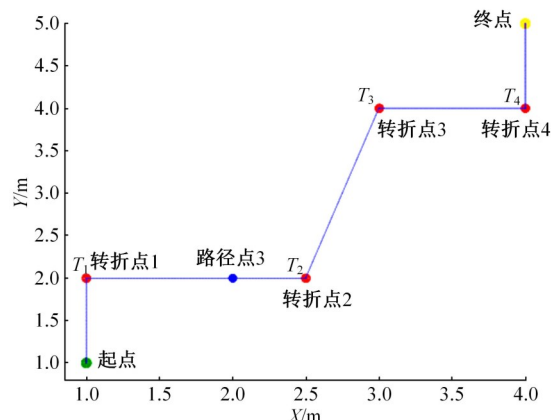


图3 路径转弯次数示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the number of turns on the route

式中: i 为路径中第 i 个节点,当节点 i 与节点 $i-1$ 和节点 $i+1$ 的运动方向不同时, $I_i=1$,否则 $I_i=0$;0.1为乘数因子,用于加权调整。

运动惯性因子反映路径的连贯性和稳定性,若路径中方向改变频繁,则需要更大的控制力保持平衡。运动惯性因子基于当前点与父节点的方向变化确定,如图4所示,5个节点组成的路径中有3个节点存在运动惯性。运动惯性因子 M_{momentum} 的计算公式如下所示:

$$M_{\text{momentum}} = \begin{cases} 0.2, \Delta x \neq 0 \text{ 且 } \Delta y \neq 0 \\ 0, \text{其他情况} \end{cases} \quad (4)$$

式中: Δx 和 Δy 分别为当前点与父节点在 x 轴和 y 轴方向上的差值,若两者都不为零,则表示路径方向发生改变。

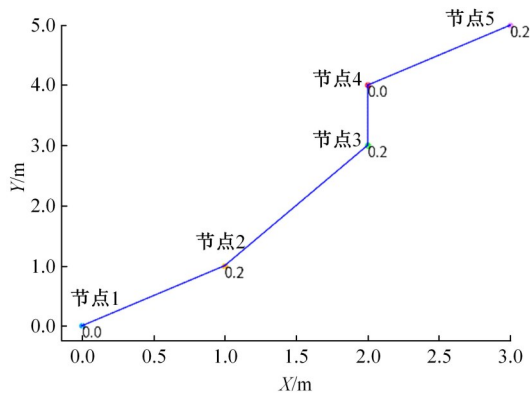


图4 路径节点运动惯性示意图

Fig. 4 Schematic diagram of path node motion inertia

对启发函数的改进,首先计算当前点到目标点的欧式距离 d ,再根据 d 的远近设计不同启发策略。其计算公式如下所示:

$$d = \sqrt{(x_{\text{node}} - x_{\text{goal}})^2 + (y_{\text{node}} - y_{\text{goal}})^2} \quad (5)$$

式中: $(x_{\text{node}}, y_{\text{node}})$ 为当前点坐标; $(x_{\text{goal}}, y_{\text{goal}})$ 为目标点坐标。

在车间环境中,根据 d 的大小设置启发函数采用不同距离计算公式的分界值,减少不必要的节点扩展以提升路径质量。当 $d > 30$ m时,使用欧式距离作为启发函数,引入障碍物密度调整权重;当 $15 \text{ m} < d < 30 \text{ m}$ 时,采用切比雪夫距离,加上障碍物密度和转弯惩罚,增强路径平滑度与避障性能;当接近目标区域($5 \text{ m} < d < 15 \text{ m}$)时,启发函数采用对角线距离,引入障碍物密度、转弯次数和运动惯性因子,进一步细化对目标点附近区域路径的评估;当处于目标点附近($d < 5 \text{ m}$)时,使用欧式距离进行精确修正。根据不同搜索阶段

灵活调整启发函数的计算方式,改进后的启发函数 $h_1(n)$ 具体如下所示:

$$h_1(n) = \begin{cases} d \times (1 + 0.3\rho_{\text{obstacle}}), d > 30 \text{ m} \\ d_1 \times (1 + 0.2\rho_{\text{obstacle}} + 0.1T_{\text{turn}}), 15 \text{ m} < d < 30 \text{ m} \\ d_2 \times (1 + 0.15\rho_{\text{obstacle}} + 0.15T_{\text{turn}} + 0.1M_{\text{momentum}}), 5 \text{ m} < d < 15 \text{ m} \\ d \times 1.1, d < 5 \text{ m} \end{cases} \quad (6)$$

式中: ρ_{obstacle} 为障碍物密度; T_{turn} 为转弯次数; M_{momentum} 为运动惯性因子; d 为欧式距离; $d_1 = \max(dx, dy)$ 为切比雪夫距离,其中 dx 和 dy 分别为节点在 x 轴和 y 轴方向上的差值; $d_2 = dx + dy + (\sqrt{2} - 2) \times \min(dx, dy)$ 为对角线距离。

1.2.2 动态调整启发函数权重

传统A*算法搜索效率受实际代价函数与估计代价函数比例的影响,而该比例从起点到目标点始终保持不变。启发函数 $h(n)$ 是计算路径估计代价的关键,但固定权重限制了算法在不同环境下的适应性,导致搜索效率受限。为提升A*算法的搜索效率,本文提出动态调整启发函数权重的方法,通过计算当前启发代价与初始启发代价的比率动态调整权重,在搜索初期启发函数占主导作用,而在接近目标时,更多依赖实际代价函数。动态权重 $w(n)$ 如下所示:

$$w(n) = w_0 \times e^{-\lambda \left(1 - \frac{h(n)}{h_{\text{start}}}\right)} + w_{\text{min}} \quad (7)$$

式中: w_0 为初始权重; w_{min} 为最小权重; λ 为控制权重衰减的速度参数; $h(n)$ 为当前点启发估计值; h_{start} 为初始启发值。

为验证权重 $w(n)$ 的动态调整效果,初始化设置如下: h_{start} 设为100, w_0 设为2.00, w_{min} 设为1.00, λ 设为3.00,示例参数验证结果如表1所示。

从计算结果可以看出,当启发值 $h(n)$ 从100降至0时,权重 $w(n)$ 从3.00逐渐减小到1.10,

表1 权重动态调整结果

Table 1 Dynamic adjustment effect of weight

$h(n)$	$\frac{h(n)}{h_{\text{start}}}$	$1 - \frac{h(n)}{h_{\text{start}}}$	$w(n)$
100	1.00	0.00	3.00
75	0.75	0.25	1.94
50	0.50	0.50	1.45
25	0.25	0.75	1.21
0	0.00	1.00	1.10

态调整趋势明显。在搜索初期,权重为最大值 3.00,表明算法主要依赖启发函数搜索;在接近目标点时,权重趋向于最小值 $w_{\min}$,算法更多依赖实际代价。该动态调整机制有效平衡了启发估计与实际代价间的权重,使改进 A* 算法的搜索效率更高。

在启发函数 $h_1(n)$ 中添加动态权重 $w(n)$ 后,得到的代价函数如下所示:

$$f_1(n) = g(n) + w(n) \cdot h_1(n) \quad (8)$$

式中: $f_1(n)$ 为改进后总代价函数; $g(n)$ 为实际代价函数; $w(n)$ 为权重函数; $h_1(n)$ 为改进

启发函数。

1.2.3 剔除路径冗余点及平滑路径

全局路径规划算法规划出的路径存在冗余路径点和非光滑转折角,影响车间移动机器人的安全运行。因此,本文在全局路径的基础上,结合 Douglas-Peucker 算法和 B-Spline 算法优化路径。剔除路径冗余点和平滑路径示意图如图 5 所示,采用 Douglas-Peucker 算法去除冗余节点,阈值设为 0.8,保留路径关键点;采用 B-Spline 算法平滑路径中的转折角。2 种算法的结合不仅有效减少了路径节点数量,还显著提升了路径平滑度。

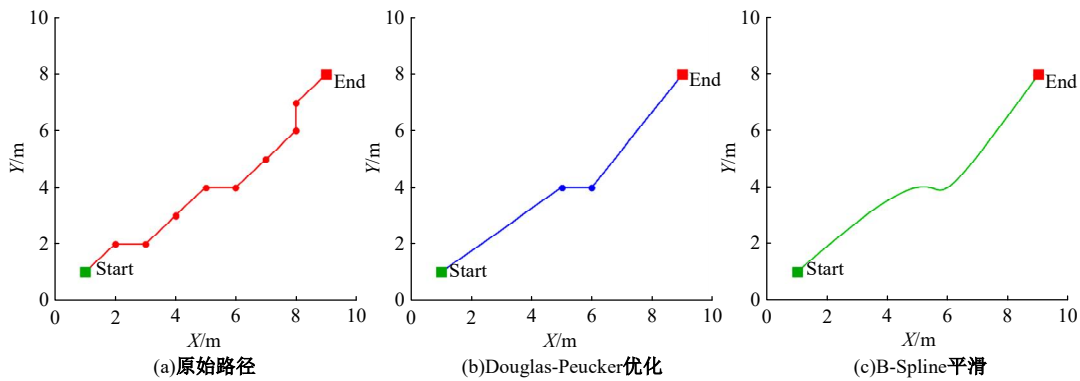


图 5 剔除路径冗余点和平滑路径示意图

Fig. 5 Schematic diagram of eliminating redundant points and smoothing the path

2 局部路径规划 DWA 算法

2.1 改进 DWA 算法

DWA 算法的实现过程包含 3 部分:①在速度矢量空间中进行采样;②根据机器人运动学模型预测采样速度下的轨迹;③采用轨迹评价函数评估预测轨迹,从中选取最优路径。DWA 算法的评价函数 $G(v, \omega)$ 如下所示:

$$G(v, \omega) = \sigma(\alpha \cdot \text{heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{dist}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{velocity}(v, \omega)) \quad (9)$$

式中: $\text{heading}(v, \omega)$ 为方位角评价函数,用于评估当前采样速度下轨迹终点位置与目标点连线夹角的误差; $\text{dist}(v, \omega)$ 为距离评价函数,用于评估当前速度下对应模拟轨迹与障碍物间的最近距离; $\text{velocity}(v, \omega)$ 为速度评价函数,表示当前速度; σ 为平滑函数; α 、 β 和 γ 为评价函数权重。

为实现移动机器人在局部动态环境中灵活避障,本文在原静态障碍物距离评价函数基础上,添加了动态障碍物距离评价函数。动态障碍物预测位置的计算公式如下所示:

$$\begin{cases} x_{\text{future}} = x_{\text{current}} + v \cdot \cos \theta \cdot t \\ y_{\text{future}} = y_{\text{current}} + v \cdot \sin \theta \cdot t \end{cases} \quad (10)$$

式中: $(x_{\text{future}}, y_{\text{future}})$ 为预测的动态障碍物未来位置; $(x_{\text{current}}, y_{\text{current}})$ 为动态障碍物当前位置; v 为移动机器人当前速度。

轨迹点与动态障碍物预测位置的距离如下所示:

$$d_{\text{dynamic}}(t) = \sqrt{(x_{\text{trajectory}} - x_{\text{future}})^2 + (y_{\text{trajectory}} - y_{\text{future}})^2} \quad (11)$$

式中: $(x_{\text{trajectory}}, y_{\text{trajectory}})$ 为轨迹点; $(x_{\text{future}}, y_{\text{future}})$ 为动态障碍物未来位置。

对其进行归一化处理后,动态障碍物距离代价的计算公式如下所示:

$$\text{dist}_d = 0.7 \cdot \frac{1}{1 + e^{\frac{d_{\text{dynamic}} - r_{\text{safe}}}{2}}} + 0.3 \cdot \frac{1}{1 + e^{\frac{d_{\text{endpoint}} - r_{\text{safe}}}{2}}} \quad (12)$$

式中: dist_d 为动态障碍物距离评价函数; r_{safe} 为安全半径; d_{dynamic} 为轨迹点与动态障碍物预测位置的距离; d_{endpoint} 为轨迹终点与动态障碍物预测位

置的距离。

为提升局部路径规划对全局目标点的关注度,本文在评价函数中引入当前点到全局目标点的距离评价函数。传统方位角评价函数仅考虑机器人与目标点的方向偏差,局部避障时会偏离全局最优路径指引。因此,引入全局目标点距离评价,以确保其在路径规划中始终发挥引导作用,减少机器人到达目标点的时间,优化DWA算法的避障能力和路径规划效率。该函数用于评估预测轨迹终点与全局目标点间的距离,对其进行归一化处理后,全局目标代价公式如下所示:

$$g_{\text{path}} = \frac{2}{1 + e^{-\frac{d_{\text{goal}}}{10}}} \quad (13)$$

式中: g_{path} 为当前点到全局目标点的距离评价函数; d_{goal} 为轨迹终点与全局目标点的欧氏距离。

当前点到全局目标点距离代价示意图如图6所示,当 g_{path} 为 $[1, 2]$,当前点到目标点的距离为50 m时, g_{path} 接近2,全局目标点的引导作用被强化;当轨迹终点靠近目标点时, g_{path} 接近1,全局目标点正常引导。

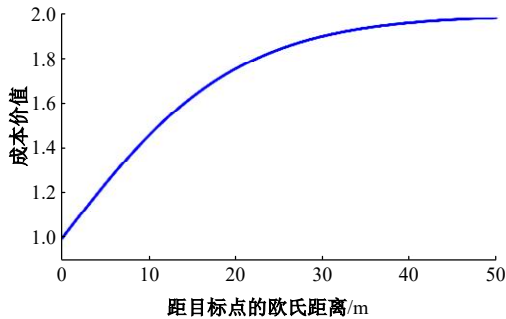


图6 当前点到全局目标点距离代价示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the distance cost from the current point to the global target point

路径跟踪代价用于评估移动机器人当前轨迹与全局最优路径的偏离程度,横向误差表示轨迹点与全局最优路径的横向偏离程度,航向误差表示轨迹点方向与全局最优路径方向的偏差。基于横向误差和航向误差的代价值可实时调整运动轨迹,使移动机器人的运动路径更贴合全局最优路径。

横向误差 d_t 的计算公式如下所示:

$$d_t = \min_i \sqrt{(x_{\text{robot}} - x_{\text{path}}[i])^2 + (y_{\text{robot}} - y_{\text{path}}[i])^2} \quad (14)$$

式中: $(x_{\text{robot}}, y_{\text{robot}})$ 为移动机器人当前位置; $(x_{\text{path}}[i], y_{\text{path}}[i])$ 为参考路径的第*i*个点。

归一化横向误差 E_{lateral} 如下所示:

$$E_{\text{lateral}} = 2.0 \times \left(\frac{1}{1 + e^{-d}} - 0.5 \right) \quad (15)$$

航向误差 $\Delta\theta$ 的计算公式如下所示:

$$\Delta\theta = \arctan 2 \left(\sin(\theta_{\text{traj}} - \theta_{\text{path}}), \cos(\theta_{\text{traj}} - \theta_{\text{path}}) \right) \quad (16)$$

式中: θ_{traj} 为移动机器人轨迹点朝向角; θ_{path} 为全局最优路径朝向角。

归一化航向误差 E_{heading} 如下所示:

$$E_{\text{heading}} = \frac{|\Delta\theta|}{\pi} \quad (17)$$

曲率用于量化路径的弯曲程度,其计算公式如下所示:

$$\text{curvature} = \frac{1}{n} \sum_i |\Delta\theta_i| \quad (18)$$

式中: $\Delta\theta_i$ 为相邻路径点间角度差; n 为滑动窗口大小,即局部路径段长度。

路径跟踪代价是横向误差和航向误差的加权,计算公式如下所示:

$$\text{track} = a \cdot E_{\text{lateral}} + b \cdot E_{\text{heading}} \quad (19)$$

式中: a 、 b 分别为横向、航向误差权重系数。

设置曲率阈值为0.4,根据路径曲率调整路径跟踪代价中横向误差和航向误差的权重系数,确保机器人沿全局最优路径运动。当路径为转弯路径时, a 和 b 均为0.5;当路径为直线路径时, a 和 b 分别为0.7和0.3。根据路径特性动态调整路径跟踪代价,提升轨迹跟踪的精确性与平滑性。

改进后的评价函数在原基础上增加当前点与全局目标点距离、当前点与动态障碍物距离及路径跟踪代价3个因素,从多角度优化路径评估过程。改进后的轨迹评价函数为 $G_1(v, \omega)$,如下所示:

$$G_1(v, \omega) = \sigma(\alpha \cdot \text{heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{dist}_s(v, \omega) + \gamma \cdot \text{velocity}(v, \omega) + \delta \cdot \text{dist}_d(v, \omega) + \epsilon \cdot g_{\text{path}}(v, \omega) + \Psi \cdot \text{track}(v, \omega)) \quad (20)$$

式中: $\text{track}(v, \omega)$ 为路径跟踪代价函数; σ 为平滑函数; δ 、 ϵ 和 Ψ 为各部分评价函数的权重系数。

2.2 融合改进算法流程

改进A*算法可寻找到一条全局最优路径,但无法躲避环境中出现的动态障碍物。DWA算法可躲避动态障碍物,但缺少全局路径指引,在复杂环境中容易陷入局部最优,从而导致路径规划失败。因此,本文将2种算法进行融合,在保证全局最优性的同时,增强移动机器人在动态环境中的避障能力,融合算法的流程如图7所示。

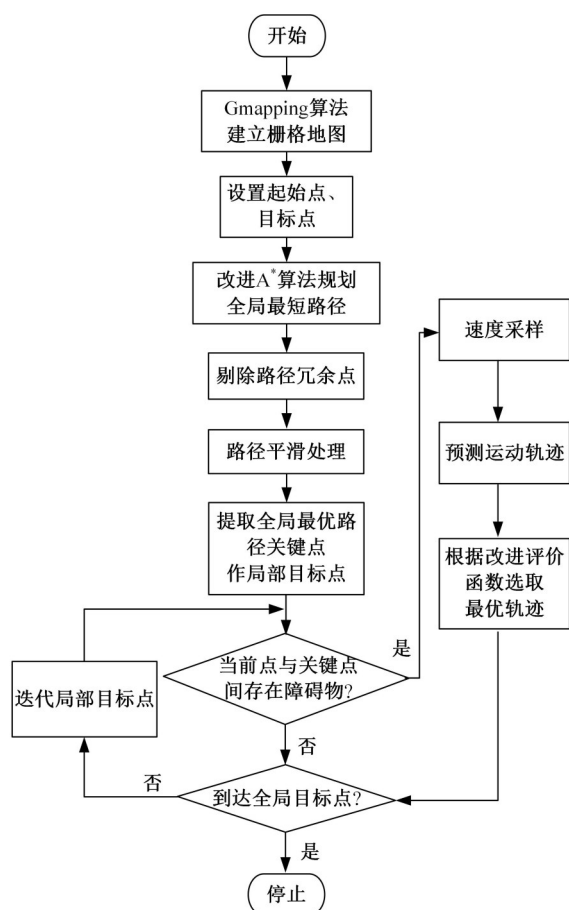


图 7 融合改进 A* 和 DWA 算法流程图

Fig. 7 Flowchart of the fusion-improved A* and DWA algorithms

3 仿真试验及分析

3.1 改进 A* 算法仿真试验

为测试本文所提改进 A* 算法的各项性能,在构建的 80 m×80 m 模拟车间环境栅格地图中开展路径规划试验;为避免单次测试的偶然性,对每种算法进行 10 次测试并取平均值,与传统 A* 算法、Dijkstra 算法进行对比。全局路径规划算法仿

真结果如图 8 所示,其中起点与目标点间连线代表全局路径。传统 A* 算法和 Dijkstra 算法规划的全局路径拐点较多,路径曲折;改进 A* 算法规划的路径整体较平滑,更利于机器人运动。为更清晰地展示改进 A* 算法相较于传统 A* 算法的性能优势,采集相应数据并整理分析,结果如表 2 所示。

表 2 路径规划数据对比

Table 2 Path planning data comparison

算法	长度/m	规划时间/s	扩展节点数/个	拐点数/个
传统 A*	131.17	2.61	4 500	27
Dijkstra	139.94	1.98	5 477	13
改进 A*	110.43	0.49	4 398	7

路径规划长度和时间柱状图、路径规划扩展节点数和拐点柱状图分别如图 9 和图 10 所示,结合表 2 数据可知,改进 A* 算法相较于传统 A* 算法在路径长度、规划时间、扩展节点数和拐点数上分别减少 15.80%、81.20%、2.30% 和 74.10%;改进 A* 算法相较于 Dijkstra 算法在路径长度、规划时间、扩展节点数和拐点数上分别减少 21.10%、75.25%、19.70% 和 46.15%。综上所述,改进 A* 算法在关键指标上均表现出显著优势。

3.2 融合改进 A* 和 DWA 算法仿真试验

在 80 m×80 m 的栅格地图中测试融合改进 A* 和 DWA 算法的有效性和可行性,本文使用的权重因子已经过测试,适用于车间场景。 α 、 β 、 γ 、 δ 、 ϵ 和 Ψ 分别设置为 0.10、0.20、0.20、0.20、0.20 和 0.10。设置移动机器人的最大速度为 0.5 m/s,最大加速度为 0.2 m/s²。

3.2.1 仿真环境静态场景验证

静态场景中融合传统算法路径规划示意图如

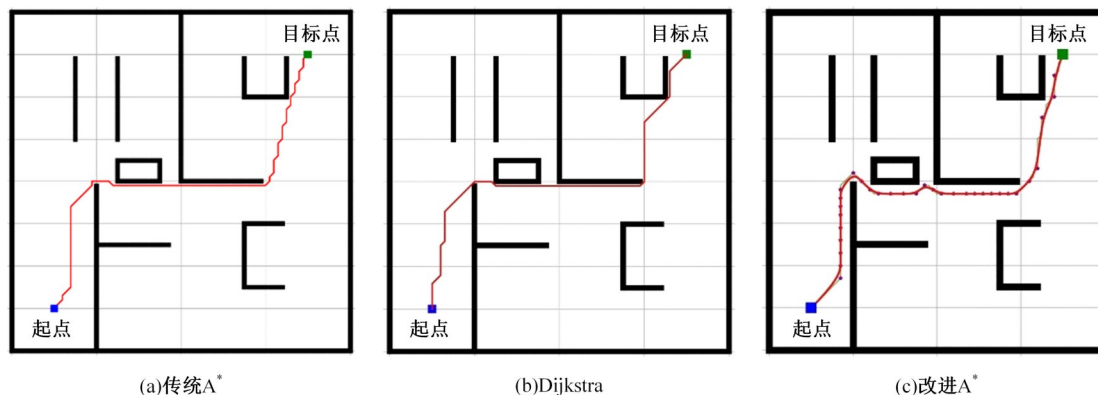


图 8 全局路径规划算法仿真结果

Fig. 8 Simulation results of global path planning algorithm

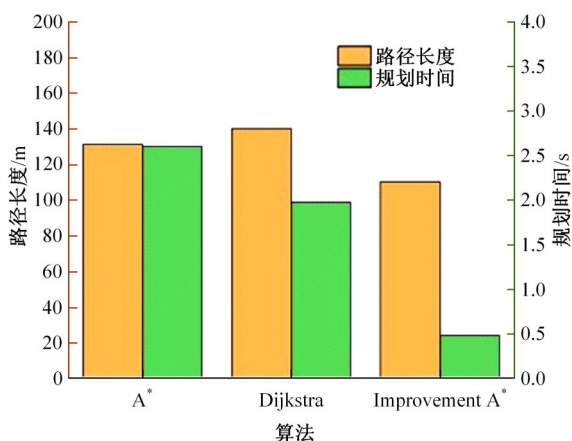


图9 路径规划长度和时间柱状图

Fig. 9 Path planning length and time bar chart

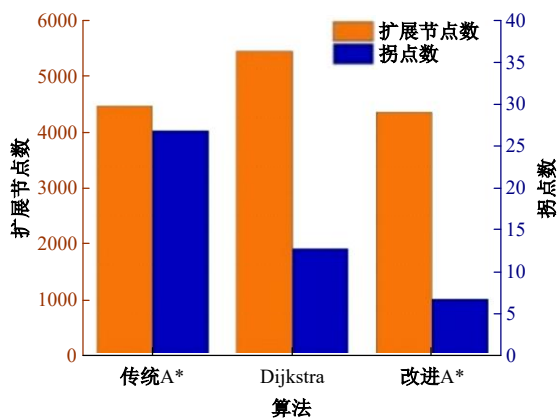
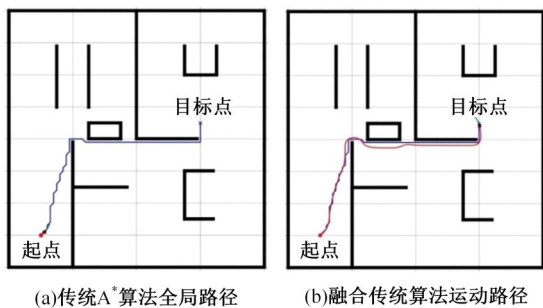


图10 路径规划扩展节点数和拐点数柱状图

Fig. 10 Path planning expanded node number and inflection point number bar chart

图11所示。该场景下的运行时间为233.86 s,运行距离为84.98 m。



(a)传统A*算法全局路径

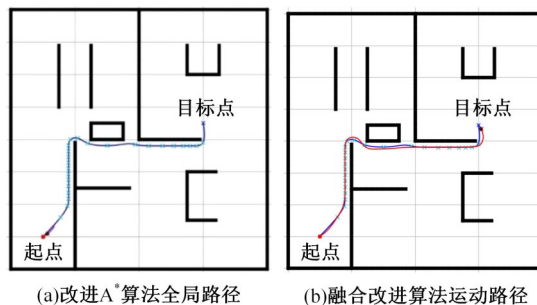
(b)融合传统算法运动路径

图11 静态场景中融合传统算法路径规划示意图

Fig. 11 Schematic of path planning in static scenario fused with traditional algorithms

静态场景中融合改进算法路径规划示意图如图12所示,其运行时间为171.53 s,运行距离为82.26 m,较融合传统算法的运行时间和距离分别缩短26.65%和3.20%。在已知环境中,融合传统算法规划的全局路径距离障碍物较近,路径

转折点较多,不利于移动机器人运动,且运动路径偏离全局最优路径;而融合改进算法规划的全局路径较平滑,移动机器人运动路径更贴合全局最优路径。



(a)改进A*算法全局路径

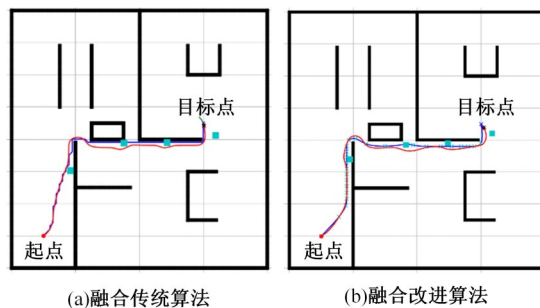
(b)融合改进算法运动路径

图12 静态场景中融合改进算法路径规划示意图

Fig. 12 Schematic of path planning in static scenario fused with improved algorithms

3.2.2 添加静态障碍物场景验证

在栅格地图中添加4个临时静态障碍物,用青色方块表示,如图13所示,图13(a)中,移动机器人根据融合传统A*和DWA算法规划的路径从起点运动至目标点用时为256.04 s,运行距离80.53 m。由于机器人运动轨迹与障碍物距离较近,导致运动速度受影响,存在碰撞风险。图13(b)中,移动机器人根据融合改进算法规划的路径从起点运动至目标点,运行距离83.20 m,用时199.65 s;对比融合传统算法路径规划的结果分析可知,虽然运行距离略有增加,但运行时间缩短了22.02%,表明融合改进算法规划的路径更平滑,运行速度较平稳,且安全性更高。



(a)融合传统算法

(b)融合改进算法

图13 添加静态障碍物场景中路径规划示意图

Fig. 13 Schematic of path planning in a scenario with added static obstacles

3.2.3 添加动态障碍物场景验证

在栅格地图中添加3种不同运动方向的动态障碍物进行测试,实心小方块表示实时移动的动态障碍物,如图14所示。图14(a)中,融合传统算法的避障路径在避开3个动态障碍物时,与障碍物距离太近,导致移动机器人的运行速度波动较

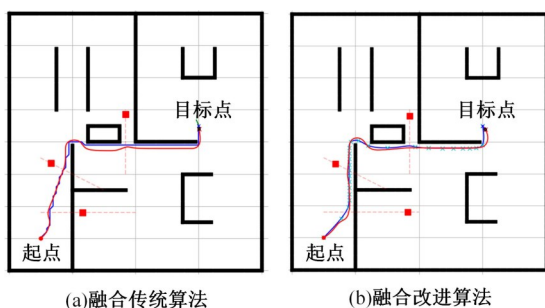


图 14 添加动态障碍物场景中路径规划示意图

Fig. 14 Schematic of path planning in a scenario with added dynamic obstacles

大,其运行时间为 410.49 s,运行距离为 84.42 m。

图 14(b)中,融合改进算法的避障路径整体较平滑,与障碍物距离较远,机器人无碰撞风险,运行时间为 318.86 s,运行距离为 85.65 m,虽然较融合传统算法运动路径长度稍有增加,但路径运动时间缩短 22.32%,运行效率更高。仿真结果表明,融合改进 A*和 DWA 算法可增强移动机器人对目标点的趋向性,规划出全局最优路径,且运动路径更贴合全局最优路径。在静态避障中,融合改进算法在规划出最短路径的同时避开障碍物;而当出现动态障碍物时,DWA 算法根据移动障碍物的运动情况灵活调整路径,使移动机器人按照全局最优路径运动的同时,保证与动态障碍物间的安全距离。基于融合改进 A*和 DWA 算法的路径规划,可使移动机器人运动路径完美避开 2 种障碍物,提升路径平滑度,增强对动态环境的适应性。

3.3 基于融合改进算法的实际环境试验

3.3.1 硬件平台

为进一步验证融合算法的有效性,本文使用史河 MR600 移动机器人作为车间移动机器人,在车间中进行试验验证。设置 MR600 移动机器人的最大线速度为 0.4 m/s,最大角速度当 1.0 rad/s。移动机器人 MR600 如图 15 所示,MR600 试验平台主



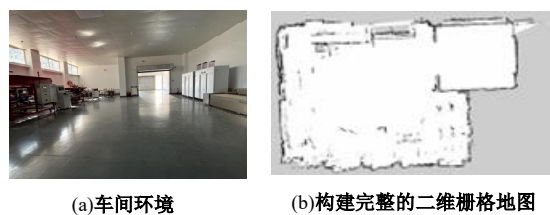
图 15 移动机器人 MR600

Fig. 15 Mobile robot MR600

要由 4 轮差速底盘和导航控制模块 2 部分组成,其中 4 轮差速底盘装有电池、电机、急停开关和信插座等部件,导航控制模块装有激光雷达、上位机和显示屏等。

3.3.2 实际场景地图构建

在车间开展移动机器人路径规划试验前,需获取整个试验环境的全局栅格地图,该地图通过 Gmapping 算法构建。如图 16 所示,栅格地图结构清晰,可清楚地识别场景中原有结构。



(a) 车间环境

(b) 构建完整的二维栅格地图

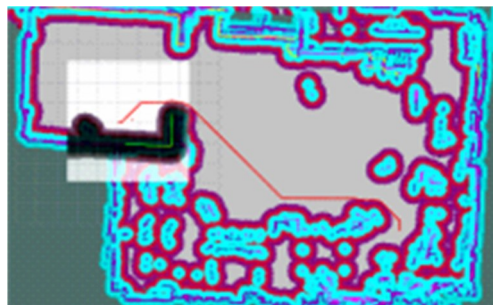
图 16 车间环境及栅格地图

Fig. 16 Workshop environment and grid map

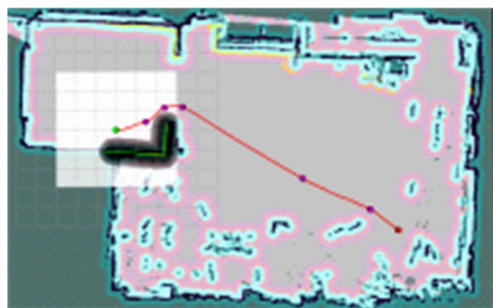
3.3.3 实际环境全局路径规划试验

如图 17 所示,实际环境中全局路径规划试验示意图,传统 A*算法规划的全局路径距离障碍物较近,路径不平滑且存在较多转折点;改进 A*算法规划的全局路径较平滑且冗余路径较少,降低了路径的执行复杂度。

改进 A*算法在路径规划性能上相较于传统



(a) 传统 A* 算法



(b) 改进 A* 算法

图 17 实际环境中全局路径规划试验示意图

Fig. 17 Schematic of global path planning experiment in a real-world environment

A*算法具有显著提升。改进 A*算法规划的路径长度为 16.18 m,较传统 A*算法的 17.32 m 缩短 6.58%;改进 A*算法的规划时间为 0.35 s,较传统 A*算法的 0.51 s 缩短 31.37%。分析可知,改进 A*算法显著提升了全局最优路径规划效率,为移动机器人在复杂环境中的自主导航提供理论基础。

3.3.4 实际环境已建图静态场景验证

设置地图左上角为移动机器人起始点,右下角为目标点,开展已知环境的路径规划试验,如图 18 所示。图 18(a)中,融合传统 A*和 DWA 算法的运动轨迹偏离全局路径较大,且运动时靠近障碍物,有较大碰撞风险;图 18(b)中,融合改进算法规划的路径拐角较少,路线平滑,可有效避免移动机器人频繁急转弯,显著增强其运动稳定性。

融合改进算法的路径长度和运动时间分别为 16.14 m 和 50.70 s,较传统融合算法规划的路径长度 16.62 m 缩短 2.89%,运动时间 54.05 s 缩短 6.20%。可见,融合改进算法在优化路径平滑度的同时,有效缩短移动机器人的运动时间。

3.3.5 实际环境添加障碍物场景验证

融合传统算法的路径规划及避障效果如图 19(a)~(c)所示,移动机器人检测到障碍物时已经比较靠近障碍物,DWA 算法通过调整局部路径实现避障,运动时间为 99.11 s,运动距离为 17.53 m。在根据障碍物位置调整局部路线时,路径出现振荡现象,移动机器人表现为左右小幅度摇摆。

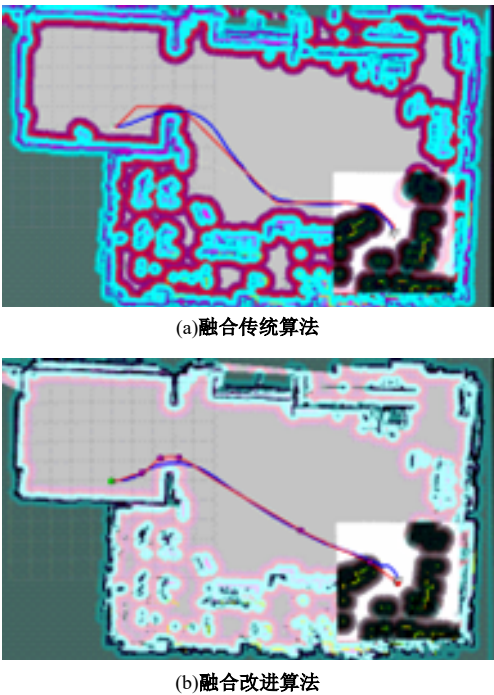


图 18 实际环境静态场景中试验示意图

Fig. 18 Schematic of experiment in a static scenario within a real-world environment

融合改进算法的路径规划及避障效果如图 19(d)~(f)所示,移动机器人检测到前方障碍物后,更新轮廓清晰的代价地图,改进 DWA 算法规划出躲避障碍物的最佳路径(图中绿色实线)。巡检机器人按照融合传统算法规划的路径,从起始点运动至目标点的时间和距离分别为 99.11 s 和 17.53 m。经改进优化后,巡检机器人运动时间缩短至 60.89 s,较优化前减少 38.54%;运动距离缩短至 16.89m,较优化前减少 3.65%。试验结

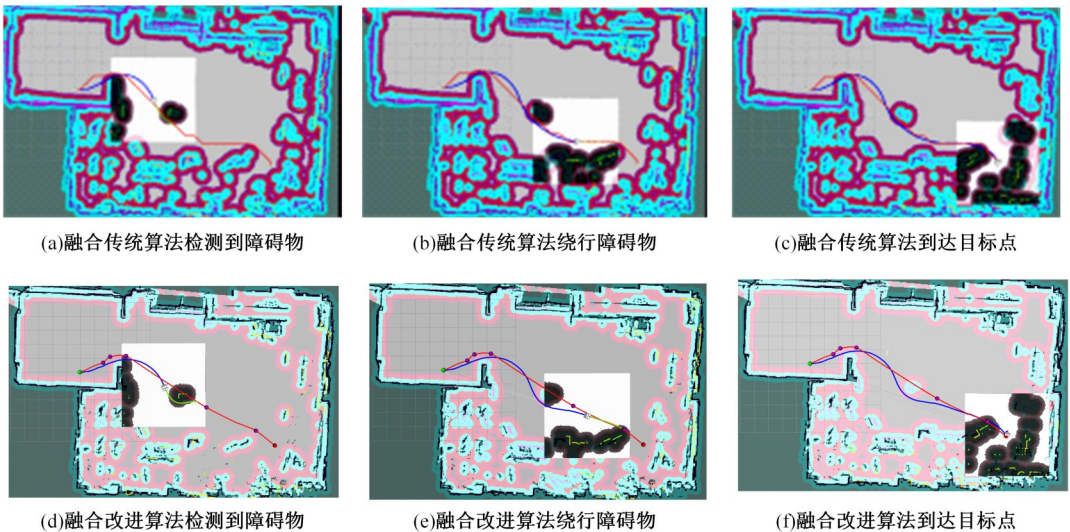


图 19 实际环境添加障碍物场景中试验示意图

Fig. 19 Schematic of obstacle-added scenario experiment in a real-world environment

果表明:融合改进算法可有效缩短巡检机器人的避障路径长度,减少不必要绕行,且整体路径短而平滑,大幅提升了巡检机器人面对障碍物时的导航效率和避障能力。

4 结 论

(1)改进A*算法,构建自适应启发函数,引入动态权重因子调整其权重,采用Douglas-Peucker算法和B-Spline算法对全局路径进行优化处理,以提升全局路径质量。仿真结果表明:相较于传统A*算法,改进A*算法在路径长度、规划时间、扩展节点数和拐点数方面分别减少15.80%、81.20%、2.30%和74.10%;相较于Dijkstra算法,改进A*算法在路径长度、规划时间、扩展节点数和拐点数方面分别减少21.10%、75.25%、19.70%和46.15%。

(2)优化DWA算法,提取全局最优路径的关键点作为局部路径规划的过程目标点,在轨迹评价函数的基础上,增加当前点与目标点距离、当前点与动态障碍物距离和路径跟踪代价3项评价子项,以提升动态避障性能。仿真结果表明:在添加临时静态障碍物场景和添加动态障碍物场景中,融合改进算法规划的运动路径虽然距离略有增加,但运行时间分别缩短22.02%和22.32%,表明基于融合改进算法规划的路径更平滑,运行速度较平稳,且安全性更高。

(3)实际环境试验结果表明,融合改进算法在获得全局最优路径的基础上,能高效避开临时静态障碍物和动态障碍物,增强了复杂环境下车间移动机器人的动态避障能力,提升了机器人运动的安全性。

参考文献:

- [1] 向抒林,陈炜,程伟,等. 石油化工储罐区巡检机器人研究现状与展望[J]. 石油化工腐蚀与防护, 2024, 41(6): 1-8.
Xiang Shu-lin, Chen Wei, Cheng Wei, et al. Research status and prospect of inspection robot for petrochemical storage tank area[J]. Petrochemical Corrosion and Protection, 2024, 41(6): 1-8.
- [2] Zhang H J, Jiang F, Liu C K, et al. Review of autonomous path planning for planetary rovers[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(11): 2063-2075.
- [3] Zhong J K, Kong D Y, Wei Y L, et al. Efficiency-optimized path planning algorithm for car-like mobile robots in bilateral constraint corridor environments[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2025, 186: No. 104923.
- [4] Zhang Z W, Wu L H, Zhang W Q, et al. Energy-efficient path planning for a single-load automated guided vehicle in a manufacturing workshop[J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 158: No. 107397.
- [5] Katona K, Neamah H A, Korondi P. Obstacle avoidance and path planning methods for autonomous navigation of mobile robot[J]. Sensors, 2024, 24(11): No. 2411.
- [6] 霍凤财,迟金,黄梓健,等. 移动机器人路径规划算法综述[J]. 吉林大学学报:信息科学版, 2019, 36(6): 639-647.
Huo Feng-cai, Chi Jin, Huang Zi-jian, et al. A review of path planning algorithms for mobile robots[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2019, 36(6): 639-647.
- [7] 姚得鑫,伞红军,王雅如,等. 移动机器人路径规划中A*算法的改进研究[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(11): 2684-2698.
Yao De-xin, San Hong-jun, Wang Ya-ru, et al. Research on the improvement of A* algorithm in path planning of mobile robot[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(11): 2684-2698.
- [8] 杨姝慧,郝子鑫,李彬. 机器人路径规划算法研究分析与综述[J]. 齐鲁工业大学学报, 2024, 38(5): 37-46.
Yang Shu-hui, Hao Zi-xin, Li Bin. Research analysis and summary of robot path planning algorithm[J]. Journal of Qilu University of Technology, 2024, 38(5): 37-46.
- [9] Chen H, Lin Z, Chen Z, et al. Adaptive DWA algorithm with decision tree classifier for dynamic planning in USV navigation[J]. Ocean Engineering, 2025, 321: No. 120328.
- [10] Wang Y C, Li J L, Zhao S Q, et al. Hybrid path planning for USV with kinematic constraints and COLREGS based on improved APF-RRT and DWA[J]. Ocean Engineering, 2025, 318: No. 120128.
- [11] 王云亮,张赛,吴艳娟. 基于改进A*平滑性路径规划算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2025, 42(1): 258-263, 276.
Wang Yun-liang, Zhang Sai, Wu Yan-juan. Research on path planning algorithm based on improved A* smoothness[J]. Computer Applications and Software, 2025, 42(1): 258-263, 276.
- [12] 张宸威,黄平,张国恒,等. 基于改进A*算法的自适应路径规划研究[J]. 通信与信息技术, 2025(1): 43-

- 45, 122.
- Zhang Chen-wei, Huang Ping, Zhang Guo-heng, et al. Research on adaptive path planning based on improved A* algorithm[J]. Communication and Information Technology, 2025(1): 43-45, 122.
- [13] Zhang J Q, Ling H J, Tang Z H, et al. Path planning of USV in confined waters based on improved A* and DWA fusion algorithm[J]. Ocean Engineering, 2025, 322: No. 120475.
- [14] Wang Y C, Fu C H, Huang R Y, et al. Path planning for mobile robots in greenhouse orchards based on improved A* and fuzzy DWA algorithms [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: No. 109598.
- [15] Guo H, Li Y, Wang H, et al. Path planning of greenhouse electric crawler tractor based on the improved A* and DWA algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: No. 109596.
- [16] Ayalew W, Menebo M, Merga C, et al. Optimal path planning using bidirectional rapidly-exploring random tree star-dynamic window approach (BRRT*-DWA) with adaptive Monte Carlo localization (AMCL) for mobile robot[J]. Engineering Research Express, 2024, 6(3): No. 035212.
- [17] Jathunga T, Rajapaksha S. Improved path planning for multi-robot systems using a hybrid probabilistic roadmap and genetic algorithm approach[J]. Journal of Robotics and Control, 2025, 6(2): 715-733.