

改进 A* 算法融合 DWA 机器人路径规划研究*

曾宪阳 张加旺

(南京工程学院工程训练中心应用技术学院 南京 211167)

摘要: 在物流机器人运输流程中,路径规划是核心环节,面临路径不够平滑及算法搜索效率低下的挑战。A* 算法作为广泛应用的全局路径规划方法,在应用于物流机器人时存在无法有效实现路径平滑等问题。为此,对传统 A* 算法进行了改进,通过动态加权处理启发函数,并利用 Floyd 算法去除路径中的冗余点,同时引入安全距离机制以防碰撞。此外,还对路径进行了平滑优化,以更好地适应物流机器人的实际移动需求。MATLAB 仿真结果显示,改进后的 A* 算法相比传统算法在转折点数量上平均减少了 58.5%,路径长度缩短了 3.19%,遍历点数降低了 59.9%。进一步结合 DWA 算法进行局部路径规划,实现了避障功能。通过仿真和实车实验验证了该融合算法的有效性。

关键词: A* 算法;路径规划;DWA 算法;物流机器人;MATLAB 仿真

中图分类号: TN964.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2099

Path planning for robots with improved A* algorithm and fused DWA

Zeng Xianyang Zhang Jiawang

(Engineering Training Center & School of Applied Technology, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

Abstract: In the logistics robot transportation process, path planning is the core link, facing challenges such as insufficiently smooth paths and low algorithm search efficiency. The A* algorithm, as a widely used global path planning method, has problems such as ineffective path smoothing when applied to logistics robots. To this end, the traditional A* algorithm has been improved by dynamically weighting the heuristic function and using the Floyd algorithm to remove redundant points in the path, while introducing a safe distance mechanism to prevent collisions. In addition, the path has been smoothed and optimized to better adapt to the actual movement needs of logistics robots. The MATLAB simulation results show that the improved A* algorithm reduces the average number of turning points by 58.5%, shortens the path length by 3.19%, and reduces the number of traversal points by 59.9% compared to traditional algorithms. Further combining with DWA algorithm for local path planning, obstacle avoidance function has been achieved. The effectiveness of the fusion algorithm has been verified through simulation and real vehicle experiments.

Keywords: A* algorithm; path planning; DWA algorithm; logistics robots; MATLAB simulation

0 引言

随着电子商务的飞速发展,致使传统的物流系统已经不能满足快速发展的物流行业^[1],人们对于智能物流机器人的需求逐渐扩大^[2]。如今的物流机器人依旧利用铺设的磁轨移动^[3],这导致了物流机器人的移动路径受到限制,多台机器人同时工作时还会产生冲突。

目前,越来越多的路径规划算法被广泛应用于机器人中。常见的路径规划算法有迪杰斯特拉算法(Dijkstra's

algorithm, Dijkstra)^[4],动态窗口法(dynamic window approach, DWA)^[5],人工势场法(artificial potential field, APF)^[6]等,其中 A* 算法应用最为广泛。陈凯翔等在文献[7]中提出改进人工势场法,通过虚拟引力和偏航角的引入,从而避免了局部震荡和目标不可达的现象。赵倩楠等在文献[8]中提出将蚁群算法中信息素、信息启发因子、期望启发因子改为根据迭代次数进行动态变化,增加了全局搜索能力,同时加快了收敛速度。张瑞等在文献[9]提出的快速搜索模型树法(rapidly-exploring random tree, RRT)

收稿日期:2024-06-16

* 基金项目:国家自然科学基金(11701274)、江苏省自然科学基金(BK20170760)、南京工程学院创新基金重大项目(CKJA202206)、南京工程学院研究生教学改革项目(2024YJYJG26, 2024YJYJG28)资助

与DWA算法融合,使用贪婪算法去除路径的冗余节点,以缩短路径长度。齐款款在文献[10]提出的A*算法融合DWA算法中,利用16领域的搜索路径方式扩大搜索视野,同时减少转折次数达到灵活避障。

其中陈凯翔和赵倩楠对机器人路径进行了优化,但是针对机器人路径的平滑性和融合算法并没有过多的研究^[7-8]。本文针对A*算法和融合DWA算法进行研究,通过改进A*算法中启发函数,设置物流机器人安全距离,并对多余路径节点进行删除和曲线优化处理,同时融合DWA算法进行避障处理^[9-10]。

1 物流机器人路径规划结构分析

机器人实现自主导航涉及3大技术部分,第1部分为同步定位与地图构建技术(simultaneous localization and mapping, SLAM)^[11],通过利用传感器对环境进行建模。第2部分为自适应蒙特卡洛定位技术(adaptive Monte Carlo localization, AMCL)^[12],利用蒙特卡洛定位来跟踪机器人位姿。第3部分为路径规划部分,如图1所示。首先利用激光雷达对物流仓库的环境进行扫描,得到并保存地图于系统中^[13]。然后根据机器人所需执行任务的路径,利用改进后的A*算法来减少全局路径中不必要的冗余。同时对外部变化的环境,可利用DWA算法进行局部路径规划,对局部路径规划进行一些修正处理,修正过后的数据传输给小车底盘处理器,处理器输出修正后的角速度和线速度,从而进行有效的避障处理^[14]。

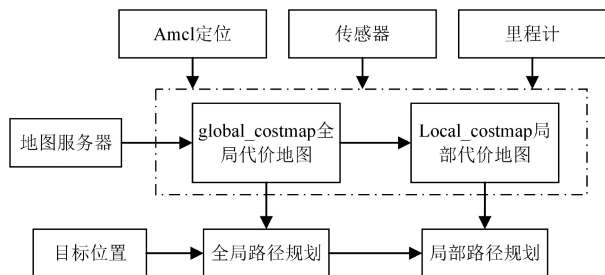


图1 路径规划的结构框架

Fig. 1 The structural framework of path planning

物流机器人在实际工作时的具体流程如图2所示。利用机器人传感器获取物流仓库环境地图数据,生成并保存为全局地图。在接下来实际工作中,当机器人获取到目标数据以后,利用改进后的A*算法进行路径移动。同时在仓储复杂的工作环境中,结合DWA算法进行动态避障,最终到达目标点,完成物流运输任务。

2 A*算法及其改进

2.1 传统A*算法概述

A*算法是一种广泛应用于求解最优路径问题的经典搜索方法。该算法旨在通过评估起点与终点之间的最短路径来优化路径选择过程。A*算法的核心机制涉及使用一

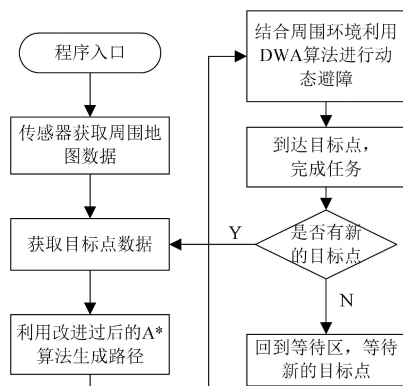


图2 物流机器人工作流程

Fig. 2 Workflow of logistics robot

个启发式函数来评估从当前节点到目标节点的预估成本。该算法在搜索过程中会探索8个可能的方向,以起始点作为父节点并生成相应的子节点。通过比较这些子节点的代价预估值^[15],算法决定向代价最小的节点移动,此移动节点随后成为新的父节点。这一过程持续进行,直至算法找到通往终点的路径,从而完成搜索,如图3所示。

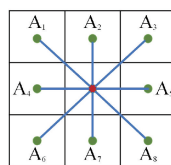


图3 运动搜寻方向示意图

Fig. 3 Schematic diagram of motion search direction

A*算法的传统的代价函数如式(1)所示。

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

其中, $g(n)$ 表示为起点到目前所在节点 n 的实际代价, $h(n)$ 表示目前所在节点到终点的预估代价,距离采用欧式距离公式,如式(2)所示。

$$h(n) = \text{sqrt}[(x_{\text{goal}} - x_n)^2 + (y_{\text{goal}} - y_n)^2] \quad (2)$$

对于A*算法中启发函数采用的距离公式通常有下几种:欧式距离、切比雪夫距离以及曼哈顿距离,这3种距离的表示方式如图4所示。

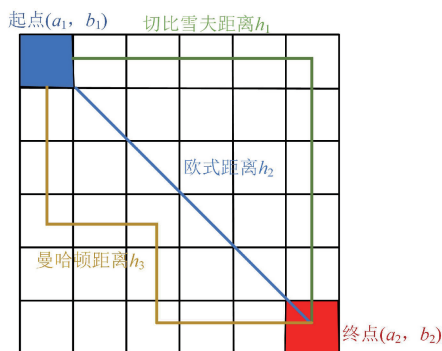


图4 3种距离示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the 3 distances

h_1 为切比雪夫距离, h_2 为欧式距离, h_3 为曼哈顿距离, 其对应表达式如式(3)所示, 其中式(3)中 (a_1, b_1) 和 (a_2, b_2) 为坐标起始点及终点。

$$\begin{cases} h_1(n) = \max\{|a_1 - a_2|, |b_1 - b_2|\} \\ h_2(n) = \sqrt{(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2} \\ h_3(n) = |a_1 - a_2| + |b_1 - b_2| \end{cases} \quad (3)$$

2.2 A* 算法的改进策略

1) 优化 A* 算法的评价函数

A* 算法的函数表达式是由 $g(n)$ 和 $h(n)$ 构成, 但是在这些评价函数中, $g(n)$ 和 $h(n)$ 二者的权值变化会产生不同的变化结果^[16]。当 $h(n) = 0$ 时, 此时 A* 算法就演变成 Dijkstra 算法, 同时能够找到最短路径, 当 $h(n) \leq g(n)$ 时, 由于 $h(n)$ 越小, 扩展的节点就会越多, 进而导致算法运行的总时间增长; 当 $h(n) > g(n)$ 时, 搜索节点数减少, 算法运行时间缩短, 但最优路径难以保证。当 $h(n) = g(n)$ 时, 扩展节点数量最少^[17]。为了提升算法效率, 需提高评估函数中相关权重。随着当前节点逐渐接近终点, 可能无法找到最优路径, 所以在后续 A* 算法中, 评估函数采用动态加权策略, 如式(4)所示。

$$f(n) = g(n) + w(n) \times h(n) \quad (4)$$

在 $h(n)$ 前增加一个权重函数 $w(n)$, 其中 $w(n) = 2^{\arctan(\frac{r}{R})}$, r 为当前机器人的位置到目标点的距离, R 为起始点到目标点的距离。在初始阶段 r/R 近似为 1, 随着机器人逐步接近目标位置, r/R 会逐渐减小, 最终趋向于 0, $\arctan(\frac{r}{R})$ 的值也逼近 0。

2) 物流机器人路径安全保障

在传统的 A* 算法中, 存在路径与障碍物之间可能发生碰撞的风险。为了降低这种风险, 本文采取了一系列改进措施, 通过在障碍物周围设置隔离区来避免物流机器人发生碰撞。这种方法能够有效提高物流机器人的导航安全性, 减少因碰撞导致的潜在损失。如图 5 所示, 通过圆的半径来评估距离安全性。在此场景中, D 代表外接圆的半径, C 表示障碍物的中心点, d 则是 C 至 AB 线段间的距离。根据分析, 当 d 大于 D 时, 可以确保路径无碰撞风险; 而当 d 等于 D 时, 则存在潜在的碰撞风险。

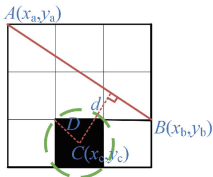


图 5 障碍物隔离示意图

Fig. 5 Obstacle isolation diagram

AB 的直线方程为:

$$(y_a - y_b)x + (x_b - x_a)y + (x_a y_b - x_b y_a) = 0 \quad (5)$$

由点到直线的距离公式可以得到 d 。

$$d = \frac{(y_a - y_b)x_c + (x_b - x_a)y_c + (x_a y_b - x_b y_a)}{\sqrt{(y_a - y_b)^2 + (x_b - x_a)^2}} \quad (6)$$

通过比较 d 与 D 之间的大小, 从而判断是否存在碰撞风险。

3) 路径冗余点处理策略

传统的 A* 算法中会产生冗余的转折点, 这样通常会使机器人在移动过程中出现多次不必要的转折以及大角度的转弯, 从而出现多余的能源损耗以及降低工作效率, 为此需要对路径进行曲线优化, 如图 6 所示。

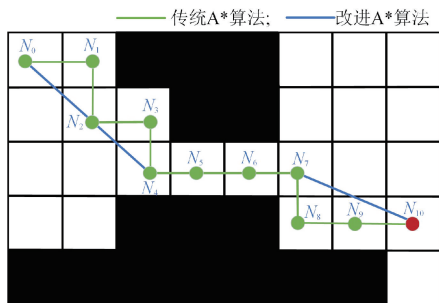


图 6 栅格路径

Fig. 6 Raster path

对路径优化方式如下:

步骤 1) 从设置的起点开始, 如有相邻 3 个及以上的节点共线, 或斜率不存在, 可将这些节点剔除, 保留搜寻路径的首尾节点, 并将这些节点依次保留到 open 列表中。

步骤 2) 将 open 列表中节点从起点开始, 将当前节点 N 与此节点相邻节点 $N+1$ 或 $N-1$ 相连, 判断相邻节点离障碍物的距离是否会发生碰撞风险, 如果发生碰撞风险, 则剔除 $N+1$ 或 $N-1$, 选取 $N+2$ 节点作出继续判断, 若没有碰撞风险则选取 $N+1$ 节点, 并保留至 open 列表中。重复上述步骤, 直至当前节点为终点。

将图 6 中 N_5 、 N_6 及 N_9 节点按照上述步骤 1) 进行剔除, 步骤 2) 则将 N_1 、 N_2 、 N_3 及 N_8 等节点进行删除, 形成 N_0 、 N_4 、 N_7 及 N_{10} 规划的路径, 如图 6 中蓝色路径所示。

4) 路径曲线优化策略

路径的曲线优化处理, 首先判断 3 点是否共线, 即是否产生转折点。在转折点的前一个节点和后一个节点作垂线。如图 7 所示, 所作的垂线交于 O_1 点, 再以 O_1 点为圆心画圆, 该圆周与 AB 、 BC 两直线相切。

由 A 、 B 、 C 3 点可得到 k_1 、 k_2 斜率, 计算得出 BO_1 的斜率 k'_1 。由此可得交点 O_1 的坐标如式(7)所示。

$$\begin{cases} x_0 = \frac{x_1 + k_1 y_1 + k_1 (k'_1 x_2 - y_2)}{1 + k'_1 k_1} \\ y_0 = k'_1 (x - x_0) + y \end{cases} \quad (7)$$

以交点 O_1 作垂线, 分别相交于 A 、 C 两点, 以垂线长度为半径作圆, 相切圆的方程式表示如式(8)所示。

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r_0 \quad (8)$$

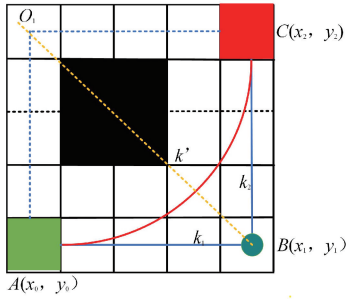


图7 路径优化示意图

Fig. 7 Schematic of path optimization

最终确定圆点的位置,从而作出切线进行曲线优化。

3 基于DWA的局部路径规划

在全局路径规划完成后,生成一段符合物流机器人工作时的最佳路径,依据该路径提供的信息使用局部路径规划算法规划出机器人局部路径。DWA算法通过在 (v, ω) 空间中进行数据采样,从而模拟机器人工作时的运动速度以及运动轨迹。经过评价函数对轨迹判断后,选择最优速度发送至机器人底盘处理器^[18]。

3.1 机器人运动学模型

差速移动机器人运动学模型如图8所示。机器人在一段时间中行走的距离如式(9)所示。

$$\Delta s = v \times \Delta t \quad (9)$$

机器人坐标变换如式(10)所示。

$$\begin{aligned} \Delta x &= v \Delta t \cos(\theta_t) \\ \Delta y &= v \Delta t \sin(\theta_t) \end{aligned} \quad (10)$$

机器人运动到下一位置的变换如式(11)所示。

$$\begin{aligned} x &= x + v \Delta t \cos(\theta_t) \\ y &= y + v \Delta t \sin(\theta_t) \\ \theta_t &= \theta_t + \omega \Delta t \end{aligned} \quad (11)$$

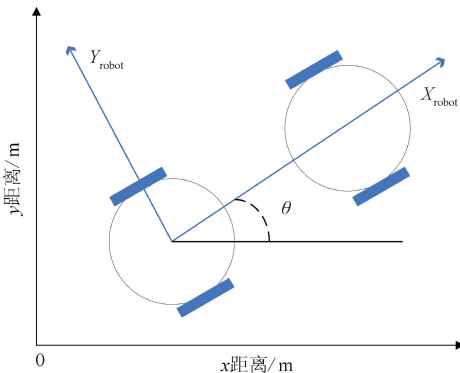


图8 两轮差速机器人运动学模型

Fig. 8 Kinematic model of a two-wheel differential robot

3.2 速度采样空间

机器人会因自身的硬件条件以及周围环境导致速度限制、角速度限制以及加速度限制^[19]。机器人自身最大、最小速度及角速度约束范围为:

$$v_m = \{v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (12)$$

机器人实际速度采样范围为:

$$v_d = \left\{ (v, \omega) \mid v \in [v_c - v_b \Delta t, v_c + v_a \Delta t] \right. \\ \left. \omega \in [\omega_c - \omega_b \Delta t, \omega_c + \omega_a \Delta t] \right\} \quad (13)$$

机器人最大制动距离采样速度范围为:

$$v_a = \left\{ (v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) v_b} \right. \\ \left. \omega \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) \omega_b} \right\} \quad (14)$$

3.3 评价函数

在速度采样空间中会获取多组轨迹,利用评价函数对这些轨迹进行评价,评价函数的公式为:

$$G(v, \omega) = \alpha \text{heading}(v, \omega) + \beta \text{velocity}(v, \omega) + \gamma \text{dist_st}(v, \omega) + \lambda \text{dist_sv}(v, \omega) \quad (15)$$

其中, α 、 β 分别是方位角评价函数、速度评价函数, γ 、 λ 是对障碍物距离的权重系数;heading (v, ω) 函数为模拟轨迹末端与目标点之间的角度偏差;dist_{st} (v, ω) 函数为评估全局中静态障碍物以及能够达到的最优路径;dist_{sv} (v, ω) 函数用于评估全局中动态障碍物以及能避开动态障碍物并能到达目标点;velocity (v, ω) 函数代表机器人当前的行驶速度。增添的动态评估函数,在全局规划中可以增强移动机器人对未知障碍物的避障能力^[20]。

4 仿真实验与结果分析

4.1 机器人工作场景

根据现实工作环境仿照设计的物流仓库如图9所示,在MATLAB环境中设置类似的仿真环境。采用栅格法来精确定义仓库布局,黄色区域代表有序排列的货架^[21],同时也是机器人路径规划中的静态障碍物,白色区域为机器人可移动区域。

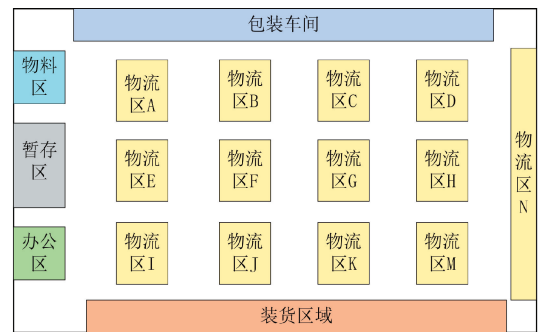


图9 物流仓库栅格图模型

Fig. 9 Logistics warehouse raster map model

4.2 A*算法仿真实验与结果分析

实验在MATLAB 2020b的仿真环境中进行。本次实验设计了30 m×30 m的栅格地图,每个栅格设计为边长为1 m的正方形^[22]。本次栅格地图是根据现实工作环境仿照设计的物流仓库,其中白色区域为可通行区域,黑色方格代表障碍物。

利用MATLAB仿真平台分别对原始A*算法和改进

A* 算法的搜索路径进行仿真实验并进行对比,通过图 10(a)、(b)以及表 1 的数据可知,改进后的 A* 算法使规划转折点数量平均减少了 58.5%,遍历点数平均减少了 59.9%,且整体路径长度平均减少了 3.19%,这些实验结

果充分证明了本文所提改进算法的有效性和优越性。在改进算法之后对路径进行平滑处理图 10(c)所示,算法路径实验对比如图 10(d)所示,经过算法实验对比,验证了改进算法的有效性。

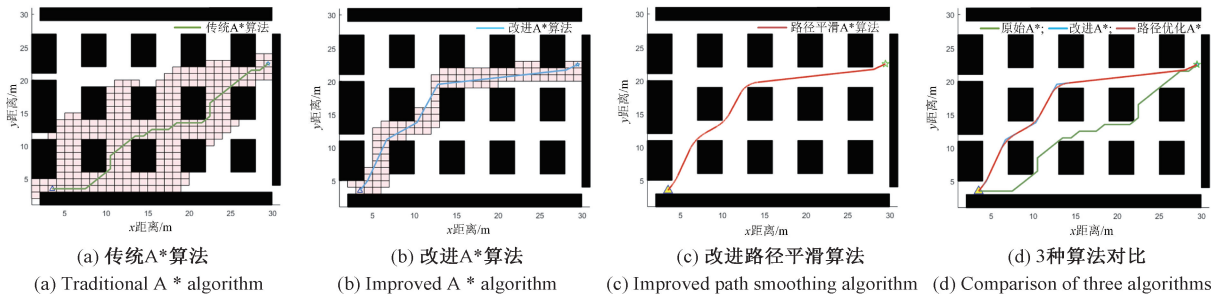


图 10 传统 A* 算法及路径平滑算法与改进后算法效果对比

Fig. 10 Comparison of traditional A* algorithm, path smoothing algorithm, and improved algorithm performance

通过分析表 1 中的实验数据可以得出结论:相较于传统的 A* 算法,经过本文改进的 A* 算法在性能上有了显著提升。具体表现在路径转折次数减少了 61.5%,规划路径长度缩减了 2.4%,同时遍历节点数量降低了 58.2%。这些仿真结果充分证明了本文提出的改进 A* 算法的有效性和优越性。

表 1 A* 算法改进前后实验数据对比 (实验 1)

Table 1 Comparison of data before and after the improvement of the a-star algorithm (Experiment 1)

实验	遍历点数/个	路径长度/m	转折次数/次
a	258	36.21	13
b	107	36.10	5
c	107	35.34	5

实验数据可以明显看出,优化后的 A* 算法在转弯次数、路径长度及规划时间上均表现出显著的优势。

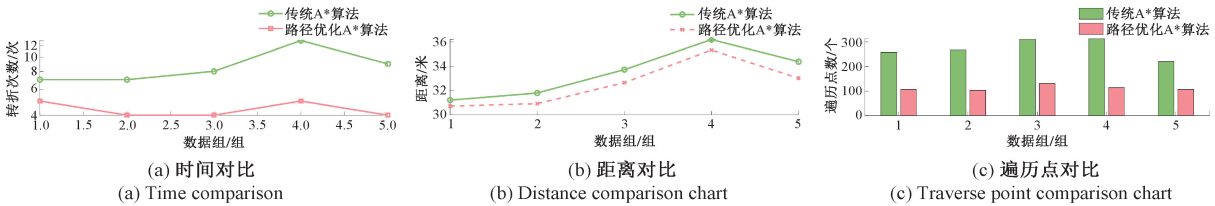


图 11 实验数据对比

Fig. 11 Comparison of experimental data

4.3 融合算法仿真分析

本实验在 MATLAB 2020b 的仿真环境中进行。实验设计了 30 m×30 m 的栅格地图,每个栅格设计为边长为 1 m 的正方形。

表 2 展示了融合算法在不同障碍物数量下的避障性能。仿真实验结果显示,随着路径中障碍物数量的增加,机器人的运行时间和路径长度也相应增加,这一结论与实际预期相符。

DWA 算法参数设置如下:最大线速度为 2 m·s⁻¹,最大加速度为 0.2 m·s⁻²,旋转加速为 0.02 m·s⁻²,评价函数系数 $\alpha = 0.05$, $\beta = 0.1$, $\gamma = 0.3$, $\lambda = 0.3$ 。如图 12 实验 a、b 及 c 所示,图 12 中增加了几块静止的灰色障碍物。

图 12 实验 d 展示了移动机器人执行动态避障任务的场景,其中,黄色方格代表的是动态障碍物。

表 2 融合算法动态避障能力表

Table 2 Table of dynamic obstacle avoidance capabilities of the fusion algorithm

实验	路径长度/ m	运行时间/ s
a	27.61	446.95
b	28.79	461.19
c	29.36	479.83
d	27.82	452.68

4.4 实车实验

实车实验旨在通过激光雷达技术实现 SLAM 建图,所采用的是基于图优化的激光 SLAM 算法 (cartographer SLAM, Cartographer)。与基于粒子滤波器的 SLAM 算法 (grid mapping, Gmapping) 及赫克托地图构建算法 (Hector SLAM, Hector) 相比较, Cartographer 算法在精度方面表

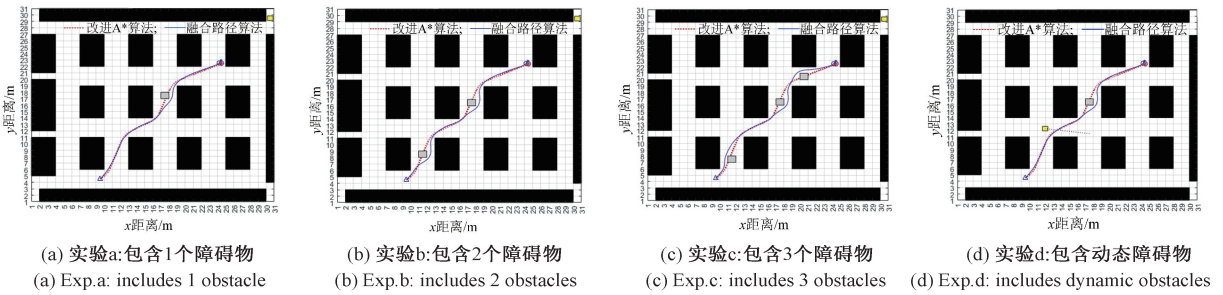


图12 障碍物数量及种类不同情况下避障效果

Fig. 12 Obstacle avoidance effect under different numbers and types of obstacles

现更为出色,能够更有效地应对复杂环境带来的挑战。

首先确保PC端虚拟机和小车连接至同一Wi-Fi网络,通过主从机配置实现PC对小车的控制。接着,启动雷达和小车底盘系统,开启建图功能和键盘控制节点,使用rviz工具添加地图图层,通过键盘控制小车完成建图过程,生成完整地图。然后,利用map_saver保存地图数据。在全局规划器插件的支持下,启动move_base功能,并在系统中添加path路径信息,以获取机器人的实际移动路径。实验平台采用的小车搭载Jeston Nano计算模块,操作系统为ROS框架下的Ubuntu 18.04版本,PC端同样运行在Ubuntu 18.04环境下,并配备N10激光雷达作为传感器设备。

实验环境如图13(a)所示,采用基于图优化的激光SLAM算法生成地图后,利用rviz进行展示,如图13(b)所示。

在机器人移动过程中,通过激光雷达识别障碍物,如图13(c)所示。数据点在rviz中显示,如图13(d)所示。图中绿色框表示机器人及其TF坐标,黑色框表示激光雷达扫描到的障碍物,红色框表示站立在一旁的人的数据点。设置机器人前方的障碍物后,从图13(e)、(f)可以看出机器人的移动路径。机器人从位置0移动到位置1,按照预先设定的目标点到达目标。对比图13(e)、(f)中的红色圆框和蓝色圆框分别代表改进前后算法的转折路径,可以观察到改进后的路径更加平滑,避免了大角度的转折。在采用全局路径规划的A*算法框架下,能够生成一条经过优化的全局最优路径。此路径结合了局部路径规划技术,使得移动机器人能够高效地规避障碍物并顺畅导航。如图13(g)、(h)所示,其中以红圈标识的人物和障碍物均能被机器人顺利绕过或穿越。

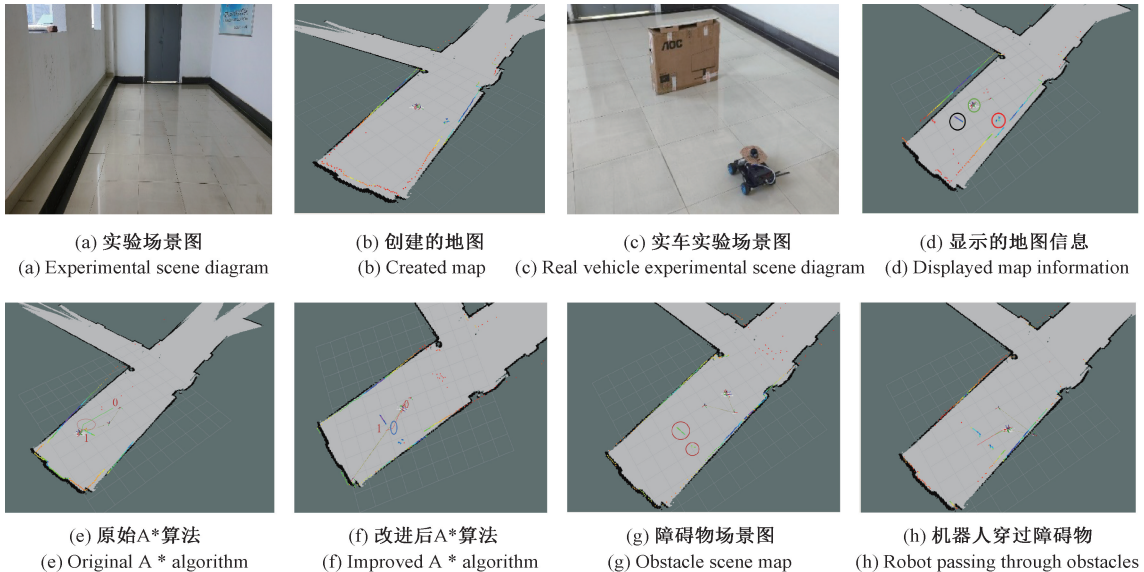


图13 改进前后A*算法运动轨迹以及穿过障碍物时场景图

Fig. 13 Improved A* algorithm motion trajectory and scene diagram when passing through obstacles before and after improvement

5 结论

本文介绍了一种融合改进A*算法和DWA算法的避障策略。首先,通过对启发函数引入动态加权因子 $w(n)$,

优化了A*算法的性能,使 r/R 随着机器人靠近目标点逐渐减小,从而提高算法运行效率。其次,利用路径判读方法评估障碍物距离,以确保机器人移动路径的安全性。最后,采用弗洛伊德-沃尔什算法(Floyd-Warshall algorithm,

Floyd)去除冗余路径点,并对剩余点进行曲线优化,以生成更加平滑的路径。此外,结合 DWA 算法引入新的动态障碍物评价函数,有效提升了移动机器人在路径规划过程中的避障能力及运动安全性。

尽管本研究在多方面取得了一些成果,但由于 DWA 算法在路径保持方面存在一些局限性,导致移动机器人在遇到障碍物后无法继续沿改进后的最优路径移动,而是偏离了原有规划的路径,这一缺陷限制了算法在实际复杂环境中的有效性与精确度,亟需进一步的策略调整和技术革新以增强其路径追踪能力。

参考文献

- [1] 蔡军,钟志远.改进蚁群算法的送餐机器人路径规划[J].智能系统学报,2024,19(2):370-380.
CAI J, ZHONG ZH Y. Path planning of food delivery robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Intelligent Systems, 2024, 19(2): 370-380.
- [2] 孙岩霆,王荣杰,蒋德松.融合 A* 与 DWA 算法的水面船舶动态路径规划[J].仪器仪表学报,2024,45(1):301-310.
SUN Y T, WANG R J, JIANG D S. Dynamic path planning for surface vessels by integrating A* and DWA algorithms[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 301-310.
- [3] 杨国,吴晓,肖如奇,等.改进 A* 算法的安全高效室内全局路径规划[J].电子测量与仪器学报,2024,38(7):131-142.
YANG G, WU X, XIAO R Q, et al. Improved A* algorithm for secure and efficient indoor global path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(7): 131-142.
- [4] LIU Y, ZHAI Y, WANG Y. Research on hull curved plate surface flattening method based on Dijkstra search and compass intersection solving[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024(1): 012013.
- [5] XIAN X T, HAI B Z, TIAN Y X. Obstacle avoidance path planning of 6-DOF robotic arm based on improved A* algorithm and artificial potential field method[J]. Robotica, 2023, 42(2): 457-481.
- [6] 洪梓函.室内仓储物流机器人路径规划研究及应用[D].阜阳:阜阳师范大学,2023.
HONG Z H. Research and application of indoor warehouse logistics robot path planning[D]. Fuyang: Fuyang Normal University, 2023.
- [7] 陈凯翔,周姝婧,许强,等.基于改进人工势场法的无人船动态路径规划算法研究[J].舰船电子对抗,2023,46(5):43-48,97.
CHEN K X, ZHOU SH J, XU Q, et al. Research on dynamic path planning algorithm of unmanned ship based on improved artificial potential field method[J]. Ship Electronic Countermeasures, 2023, 46(5): 43-48, 97.
- [8] 赵倩楠,黄宜庆.融合 A* 蚁群和动态窗口法的机器人路径规划[J].电子测量与仪器学报,2023,37(2):28-38.
ZHAO Q N, HUANG Y Q. Fusion of A* ant colony and dynamic window method for robot path planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 28-38.
- [9] 张瑞,周丽,刘正洋.融合 RRT* 与 DWA 算法的移动机器人动态路径规划[J].系统仿真学报,2024,36(4):957-968.
ZHANG R, ZHOU L, LIU ZH Y. Fusion of RRT* and DWA algorithms for dynamic path planning of mobile robots[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(4): 957-968.
- [10] 齐款款,李二超,毛玉燕.改进 A* 算法融合自适应 DWA 的移动机器人动态路径规划[J].数据采集与处理,2023,38(2):451-467.
QI K K, LI ER CH, MAO Y Y. Improved A* algorithm fused with adaptive DWA for dynamic path planning of mobile robots[J]. Data Acquisition and Processing, 2023, 38(2): 451-467.
- [11] LIU SH J N, LIU SH H, XIAO H P. Improved gray wolf optimization algorithm integrating A* algorithm for path planning of mobile charging robots[J]. Robotica, 2023, 42(2): 536-559.
- [12] 李峻林,熊兴中,杨开来,等.基于 ROS 与融合算法的室内无人机路径规划研究[J].国外电子测量技术,2024,43(1):173-181.
LI J L, XIONG X ZH, YANG K L, et al. Research on indoor UAV path planning based on ROS and fusion algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(1): 173-181.
- [13] 杨帆.基于 ROS 的室内移动机器人路径规划研究[D].西安:西安工业大学,2023.
YANG F. Research on path planning of indoor mobile robot based on ROS[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [14] 宋宇,张浩,程超.基于改进 A* 算法的物流机器人算法研究[J].长春工业大学学报,2023,44(2):189-192.
SONG Y, ZHANG H, CHENG CH. Research on logistics robot algorithm based on improved A* algorithm[J]. Journal of Changchun University of Technology, 2023, 44(2): 189-192.
- [15] 张丰,廖卫强,乔中飞,等.基于改进人工势场法的无人船路径规划[J].集美大学学报(自然科学版),2023,

- 28(2):150-155.
- ZHANG F, LIAO W Q, QIAO ZH F, et al. Unmanned vessel path planning based on improved artificial potential field method[J]. Journal of Jimei University(Natural Science Edition), 2023, 28(2): 150-155.
- [16] PENG H, NAI F G, YING J L, et al. Research on global path planning of intelligent vehicles based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2674(1):012027.
- [17] 段会龙, 武炎明, 刘金国. 改进型 A* 算法的可重构机器人路径规划研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(6): 44-50.
- DUAN H L, WU Y M, LIU J G. Research on reconfigurable robot path planning with improved A* algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(6): 44-50.
- [18] YING J S, XIAN Y C, QUAN Y C, et al. A route planning for oil sample transportation based on improved A* algorithm[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1):22041.
- [19] 陆向龙, 吴春笃, 杨官学, 等. 改进 A* 和 DWA 算法的果园喷雾机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(18):323-328.
- LU X L, WU CH D, YANG G X, et al. Improved A* and DWA algorithms for orchard spraying robot path planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(18): 323-328.
- [20] 林俊. 改进 A* 算法的智能仓储物流机器人的路径规划[J]. 三明学院学报, 2021, 38(6):51-58.
- LIN J. Improved A* algorithm for path planning of intelligent warehouse logistics robot[J]. Journal of Sanming College, 2021, 38(6): 51-58.
- [21] 宋显铭. 基于改进 A* 与改进 DWA 算法的室内移动机器人路径规划研究[D]. 大连:大连交通大学, 2023.
- SONG X M. Research on indoor mobile robot path planning based on improved A* and improved DWA algorithms[D]. Dalian:Dalian Jiaotong University, 2023.
- [22] 张浩. 物流机器人的路径规划算法研究[D]. 长春:长春工业大学, 2023.
- ZHANG H. Research on path planning algorithm for logistics robot[D]. Changchun:Changchun University of Technology, 2023.

作者简介

曾宪阳(通信作者), 博士, 高级实验师, 研究生导师, 主要研究方向为智能机器人控制、电工技术等。

E-mail:zxymcu@163.com

张加旺, 硕士研究生, 主要研究方向为智能机器人控制。

E-mail:2216843906@qq.com