

文章编号:1672-3961(2025)03-0016-09

DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2024.023

# 改进 A\* 和动态窗口法的无人车路径规划

韩毅,刘毅超,关甜,兰理文,汤宁业

(长安大学汽车学院,陕西西安710064)

**摘要:**针对室内无人车路径规划问题,采用改进 A\* 算法和动态窗口法(dynamic window approach, DWA),提出并设计一种混合路径规划算法,有效提升规划过程中的全局最优性和实时避障能力。采用动态权重平衡节点扩展速度,提高传统 A\* 算法在复杂环境下的规划效率;引入 24 邻域搜索策略,解决双向搜索重复访问节点的问题;将前后时刻的航向角之差引入轨迹评价函数,优化传统 DWA 对障碍物分布适应能力,减少在障碍物处的转向角度,提高在空旷区域的行驶速度;对规划算法的结果进行分析,结合仿真试验验证混合路径规划算法的有效性。试验结果表明,改进算法可以在规划最优路径的同时保证良好的实时避障能力。

**关键词:**无人车;路径规划;改进 A\* 算法;动态窗口法;混合路径规划算法

**中图分类号:**U469.79

**文献标志码:**A

**引用格式:**韩毅,刘毅超,关甜,等.改进 A\* 和动态窗口法的无人车路径规划[J].山东大学学报(工学版),2025,55(3):16-24.

HAN Yi, LIU Yichao, GUAN Tian, et al. Improved A\* and dynamic window approach for unmanned vehicle path planning[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(3):16-24.

## Improved A\* and dynamic window approach for unmanned vehicle path planning

HAN Yi, LIU Yichao, GUAN Tian, LAN Liwen, TANG Ningye

(School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

**Abstract:** To tackle the path planning challenges for indoor unmanned vehicle, an improved A\* algorithm and dynamic window approach (DWA) were utilized to develop a hybrid path planning algorithm, which significantly enhanced both global optimality and real-time obstacle avoidance capabilities. Dynamic weights were employed to balance node expansion speed, which boosted the efficiency of the traditional A\* algorithm in complex environments. 24-Neighborhood search strategy was introduced to address the issue of node revisitation in bidirectional searches. The differential in heading angles between successive moments was incorporated into the trajectory evaluation function, optimizing the adaptability of traditional DWA to obstacle distribution, reducing turning angles at obstacles, and increasing travel speed in open areas. An analysis of the planning algorithm's results, supported by simulation experiments, confirmed the efficacy of the hybrid path planning algorithm. Experimental outcomes showed that this enhanced algorithm could effectively ensure optimal path planning alongside robust real-time obstacle avoidance capabilities.

**Keywords:** unmanned vehicle; path planning; improved A\* algorithm; dynamic window approach; hybrid path planning algorithm

## 0 引言

路径规划是指根据无人车掌握的先验地图信息及其装载的各种传感器,通过路径规划算法计算出一条贯穿始末位置的最优路径<sup>[1]</sup>。在实际应用中,无人车往往需要在未知或部分已知的环境下执行任务,要顺利完成任务,就要求无人车运动轨迹

尽可能保证全局最优,同时拥有对未知障碍物的规避能力<sup>[2-3]</sup>。单一的全局路径规划已经无法满足复杂环境需求,整体路径规划具有较强的现实意义。

为了解决未知环境下的规划问题,相关研究者提出了不同的方案,如:基于全局规划的 Dijkstra 算法<sup>[4]</sup>、A\* 算法<sup>[5]</sup>、快速扩展随机树(rapidly exploring random tree, RRT)算法<sup>[6]</sup>、用于局部避障的动态窗口法(dynamic window approach, DWA)<sup>[7]</sup>

收稿日期:2024-01-29

基金项目:陕西省秦创原队伍建设投资资助项目(2022KXJ1-021)

第一作者简介:韩毅(1975—),男,陕西三原人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为智能汽车。E-mail:hany@chd.edu.cn

和人工势场法<sup>[8]</sup>等。

A\* 算法是在遍历搜索结点过程中引入启发函数,为路径搜索提供方向性,减少冗余节点数量,但在面对复杂环境时仍然存在一些弊端。文献<sup>[9]</sup>在 A\* 算法的基础上,设计基于障碍物位置碰撞代价与航向角差控制转向代价启发式函数,提高车辆的安全性,输出更平滑的路径;文献<sup>[10]</sup>提出一种加权 WA\* 算法,引入新的距离函数,减少计算资源的使用,同时搜索过程中将一个附加值与权重一起添加到启发式函数中,以最小化频繁搜索;文献<sup>[11]</sup>在初始化栅格地图时引入代价因子,通过选取适当代价系数,在保持路径搜索方向不变的前提下减少搜索节点数;文献<sup>[12]</sup>在传统算法基础上引入新的启发函数和双向扩展等方法,提高路径搜索速度和精度,同时引入转弯代价函数和自适应权重,以减少拐点数量。上述文献多数关注算法搜索速度,在考虑碰撞安全性的同时,针对规划过程中拐点较多、搜索效率较慢、路径冗长及路径平顺性等问题做出优化,而未针对扩展搜索过程中存在对冗余节点反复访问的问题进行优化,在碰撞安全方面以障碍物性质设置代价参数,但整个路径搜索过程中没有动态环境适应能力,在接近目标节点时,搜索速度不能动态调节以适应障碍物环境的变化,实时规避风险。

综上,单一的全局路径规划方式已无法适应多变的环境,满足实际需求。由此,本研究提出一种混合路径规划方案,引入以动态权重为基础的双向搜索策略,改善传统 A\* 算法在全局路径规划中存在冗余节点反复访问和接近目标节点时搜索速度不能动态调节的问题。当存在碰撞危险时,结合局部路径规划,引入采样得到的预测轨迹末端航向角与当前位置航向角之间的夹角  $\Delta\theta$ ,以改进传统 DWA 算法在复杂环境下转弯角过大导致避障能力较弱的问题,使算法在规避障碍物的同时尽可能以小角度转向,同时降低运动速度以提高行驶安全性。

### 1 模型框架

本研究通过改进 A\* 算法规划出一条从起点到终点的全局最优路径,规划流程如图 1 所示。无人车以全局最优路径中的关键节点作为局部目标点,沿着该路径移动,利用传感器感知周围环境信息对地图进行实时更新,若路径中出现障碍物,则通过改进动态窗口法规划出局部路径规避障碍物,绕过障碍物后继续沿着全局最优路径行驶,直至行驶到目标位置。这样不仅保证了全局规划路径最优,还能进行实时局部规划。

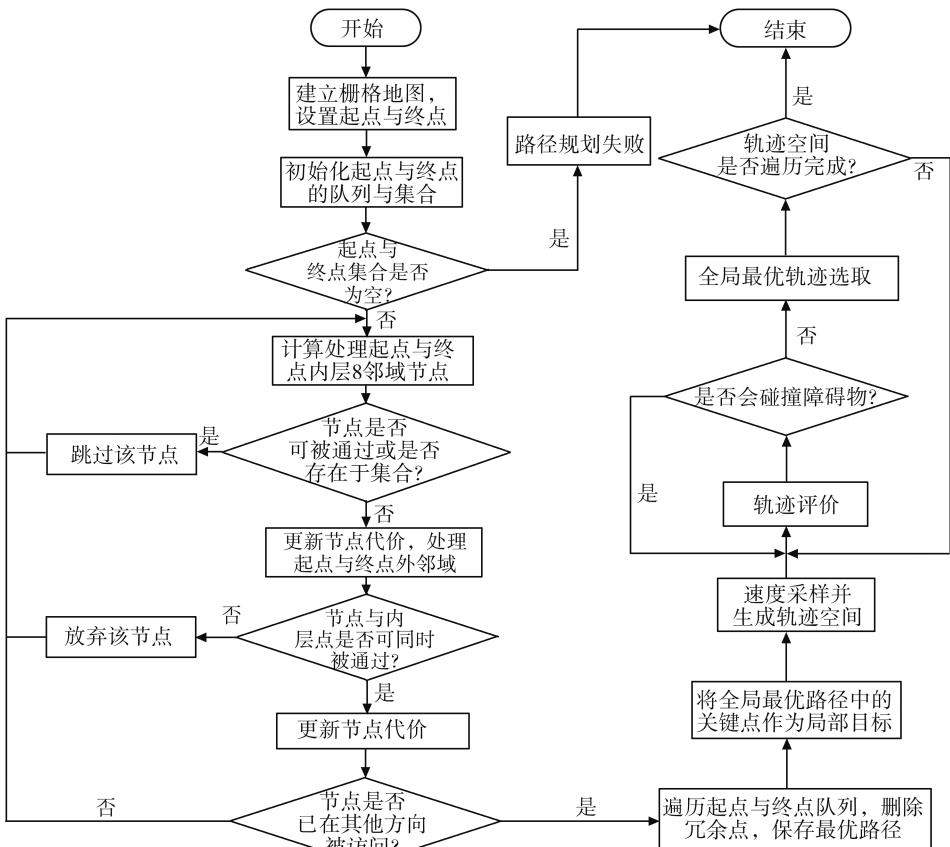


图 1 混合路径规划工作流程图

Fig.1 Workflow flowchart of mixed path planning

## 2 全局规划算法改进

### 2.1 传统 A\* 算法

A\* 算法是一种求解最短路径的直接搜索方法,在计算当前节点与起始节点之间实际路径代价的同时,对当前节点到达目标节点的估计代价进行预测<sup>[13]</sup>,为路径搜索提供方向性,加快路径搜索速度,减少算法中央处理器和内存消耗,很好地解决了传统 Dijkstra 算法搜索效率低的问题。A\* 算法的启发函数为<sup>[14]</sup>

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

式中, $n$  为当前搜索节点的索引, $g(n)$  为当前位置与起始位置之间的实际路径代价, $h(n)$  为当前位置与目标位置之间的估计代价。估计代价按照应用场景可分为曼哈顿距离描述  $h_M(n)$ 、切比雪夫距离描述  $h_C(n)$  和欧几里得距离描述  $h_E(n)$ <sup>[15]</sup>:

$$h_M(n) = |x_n - x_{goal}| + |y_n - y_{goal}|, \quad (2)$$

$$h_C(n) = \max(|x_n - x_{goal}|, |y_n - y_{goal}|), \quad (3)$$

$$h_E(n) = \sqrt{(x_n - x_{goal})^2 + (y_n - y_{goal})^2}, \quad (4)$$

式中, $x_n$ 、 $y_n$  分别为移动机器人当前所处栅格地图中节点  $n$  的横、纵坐标, $x_{goal}$ 、 $y_{goal}$  分别为栅格地图中目标节点的横、纵坐标。

本研究后续提出的改进 A\* 算法在遍历搜索节点时以多邻域扩展模式进行,在栅格地图中,曼哈顿距离表示移动机器人只能沿上、下、左、右 4 个方向运动,路径转折次数较多,实际代价较大;切比雪夫距离表示移动机器人可以沿上、下、左、右、对角线方向运动,转折次数较少,但在多邻域扩展过程中无法沿任意方向移动,移动角受到限制;欧几里得距离表示移动机器人可以沿任意方向向邻域节点运动,不受移动角限制,实际代价偏小。由此可得,欧几里得距离更符合节点搜索时的实际代价,因此以欧几里得距离作为估计代价。

### 2.2 搜索策略优化

传统 A\* 算法由一个节点向目标节点扩展搜索时效率较低。为改善这种状况,本研究摒弃传统单向搜索方式,将一种双向搜索策略引入 A\* 算法。在从起始位置向目标位置搜索的同时,反向从目标位置向起始位置进行搜索,直至双向搜索在中间相遇,减少对冗余节点的反复访问。

启发函数由  $g(n)$  和  $h(n)$  组成, $h(n)$  为 A\* 算法搜索提供方向性。在传统 A\* 算法中,两者的权重系数均为 1,使算法在保证一定扩展速度的同时

能够朝着目标节点搜索移动。但实际上当前节点距离目标节点较远,估计代价的权重应该设置得更大,随着当前节点距离缩短时,应减小估计代价的权重系数,提高整体路径搜索质量。

为了使算法能够以最大速度朝着目标节点移动,防止规划路径严重偏移最优路径的情况发生,本研究在双向搜索策略的基础上,提出一种带有自适应权重的启发函数

$$f_m(n) = g(n) + (1 + \frac{k}{2L})h(n), \quad (5)$$

式中: $k$  为正向搜索节点与反向搜索节点的间距, $k = |x_g - x_s| + |y_g - y_s|$ ,其中  $x_g$ 、 $y_g$  分别为反向搜索当前节点的横、纵坐标, $x_s$ 、 $y_s$  分别为正向搜索当前节点的横、纵坐标; $L$  为起始位置与目标位置的间距, $L = |x_{goal} - x_{start}| + |y_{goal} - y_{start}|$ ,其中  $x_{start}$ 、 $y_{start}$  为初始位置的横、纵坐标。

### 2.3 搜索邻域优化

在理想情况下,A\* 算法采用 8 邻域规划,中心节点周围不存在障碍物,即 8 个邻域均为可通过节点,通过计算路径代价节点可向周围 8 个方向移动<sup>[16]</sup>,方向角范围为  $(0^\circ, 360^\circ)$  并且为  $45^\circ$  的整数倍,如图 2 所示。A 与 B 为中心节点,统计 8 邻域中所有可通过节点的路径代价,以路径代价最小的邻域节点作为下一步扩展搜索的中心节点。

I	B	C	X	J	K
H	A	D	I	B	C
G	F	E	H	A	D

图 2 A\* 算法邻域

Fig.2 A\* algorithm neighborhood

受前进方向角的限制,传统 A\* 算法采用 8 邻域规划出的路径可能存在转折次数较多、路径代价较大的问题<sup>[17]</sup>,如图 3 所示。从节点 H 移动到节点 C,转向次数为 1,路径代价为 2.4。若没有障碍物限制,周围均是可通过节点,则由节点 H 能够直接移动到节点 C,此时转向次数为 0,路径代价为 2.2,减少了路径代价和转向次数。

X	J	K	X	J	K
I	B	C	I	B	C
H	A	D	H	A	D

图 3 路径移动模式

Fig.3 Path movement pattern

因此,本研究在带自适应权重双向搜索策略的基础上,进一步引入 24 邻域搜索模式<sup>[18]</sup>,即在 A\* 算法原本只能从中心节点向周围 8 个邻域扩展的基础上,将搜索范围增加至 24 个邻域,如图 4 所示。移动方向角范围仍为(0°,360°),但不受转向角必须为 45°的整数倍的限制,可更多地进行直接移动。

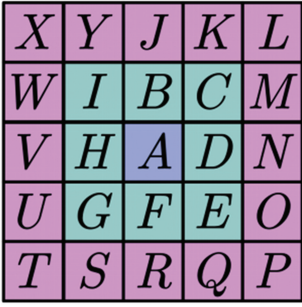


图 4 A\* 算法 24 邻域搜索

Fig.4 A\* algorithm 24 neighborhood search

### 2.4 路径平滑处理

本研究算法在栅格地图中最终输出的是若干路径点的集合,由于每个栅格节点均储存了父节点信息,因此该路径点的集合是有序的,将集合中的路径点依次连接得到最终路径。

由于邻域扩大,相邻路径节点之间横纵坐标要相差 0~2 个单位的栅格尺寸,导致路径点连接后折线较多,路径比较粗糙,存在拐点和曲率过大等问题,因此需要进行平滑处理以解决上述问题<sup>[19-20]</sup>。针对拐点较多的情况,利用高阶贝塞尔曲线的凹凸性,使路线曲率与控制节点基本保持一致。三阶贝塞尔曲线如图 5 所示。

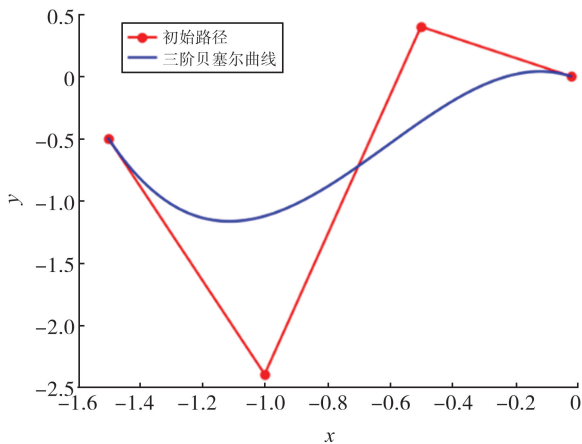


图 5 三阶贝塞尔曲线

Fig.5 Third-order Bessel curve

三阶贝塞尔曲线表达式为

$$P(t) = (1-t_p)^3 p_0 + 3(1-t_p)^2 t_p p_1 + 3(1-t_p) t_p^2 p_2 + t_p^3 p_3, \quad (6)$$

式中: $p_0, p_1, p_2, p_3$  均为路径控制节点; $t_p$  为进行归

一化后的时间, $t_p \in [0, 1]$ 。

## 3 局部规划算法改进

### 3.1 传统 DWA 算法

DWA 算法是一种用于移动机器人路径规划的基于轨迹的方法<sup>[21]</sup>。以机器人当前的位置状态和速度状态在速度空间中确定一个满足约束的采样速度空间,计算机器人在约束条件下的移动轨迹,评价轨迹优劣并将最优轨迹对应的速度传达给机器人,使机器人沿着最优轨迹运动,重复进行采样直至到达目标位置。

#### (1) 移动机器人运动模型

本研究针对非全向结构展开讨论,建立非全向结构机器人运动模型<sup>[22]</sup>。机器人在该模型下各时刻的运动学位姿如图 6 所示。

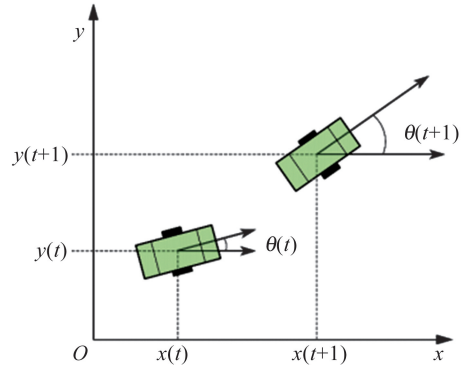


图 6 移动机器人运动学位姿

Fig.6 Mobile robot movement degree pose

将移动机器人的运动轨迹在坐标系中投影,则  $t+1$  时刻下的位姿表达式为

$$\begin{cases} x(t+1) = x(t) + v_t \cos \theta_t \\ y(t+1) = y(t) + v_t \sin \theta_t \\ \theta_{t+1} = \theta_t + \omega(t) \Delta t \end{cases}, \quad (7)$$

式中, $x(t)$ 、 $y(t)$  分别为机器人在  $t$  时刻的横、纵坐标位置, $x(t+1)$ 、 $y(t+1)$  分别为机器人在  $t+1$  时刻的横、纵坐标位置, $\theta_t$ 、 $\theta_{t+1}$  分别为  $t$ 、 $t+1$  时刻的航向角, $\Delta t$  为  $t$  到  $t+1$  时刻的时间间隔, $v_t$  为  $t$  时刻的线速度, $\omega(t)$  为  $t$  时刻的角加速度。

#### (2) 速度采样

在动态窗口法中,速度采样的关键在于限制线速度和角速度的可选区间范围。考虑机器人本身的物理结构,设速度集合<sup>[22]</sup>

$$V_s = \{ (v, \omega) \mid v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \}, \quad (8)$$

式中, $v$ 、 $\omega$  分别为机器人的线速度和角速度, $v_{\min}$ 、

$v_{\max}$  分别为机器人最小、最大线速度,  $\omega_{\min}$ 、 $\omega_{\max}$  分别为机器人最小、最大角速度。

考虑动力性约束, 设速度集合<sup>[23]</sup>

$$V_d = \{ (v, \omega) \mid v \in [v_0 - v' t_d, v_0 + v' t_d], \omega \in [\omega_0 - \omega' t_d, \omega_0 + \omega' t_d] \}, \quad (9)$$

式中,  $v_0$ 、 $\omega_0$  分别为移动机器人当前速度和角速度,  $v'$ 、 $\omega'$  分别为移动机器人的加速度和角加速度,  $t_d$  为采样时间间隔。

考虑安全性约束, 设移动机器人达到的最大速度集合<sup>[24]</sup>

$$V_a = \{ (v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2d_{\text{ist}}(v, \omega)v'_b}, \omega \leq \sqrt{2d_{\text{ist}}(v, \omega)\omega'_b} \}, \quad (10)$$

式中,  $d_{\text{ist}}(v, \omega)$  为机器人在二维速度组合  $(v, \omega)$  作用下的运动轨迹与障碍物之间的最近距离,  $v'_b$  和  $\omega'_b$  分别为机器人最大线加速度和最大角加速度。

综上, 速度采样空间受到各种限制后, 最终动态窗口内的速度采样空间  $V$  应为在各个限制条件下速度集合的交集, 即

$$V = V_s \cap V_d \cap V_a. \quad (11)$$

### (3) 评价函数

评价函数包括 3 个加权项: 方位角、与障碍物之间的距离及速度。一般设评价函数

$$G(v, \omega) = \sigma [\alpha \text{heading}(v, \omega) + \beta d_{\text{ist}}(v, \omega) + \gamma \text{vel}(v, \omega)], \quad (12)$$

式中:  $\sigma$  为归一化处理;  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  分别为方位角、安全距离及速度的权重;  $\text{heading}(v, \omega)$  为方位角评价函数<sup>[25]</sup>, 预测轨迹方位角与目标方位角的角度差;  $\text{vel}(v, \omega)$  为速度评价函数<sup>[26]</sup>,  $\text{vel}(v, \omega)$  越大, 表明机器人以该预测轨迹行驶能够更快到达目标位置, 但速度太快也会增加错过目标位置的可能性。

### 3.2 轨迹动态优化

在没有障碍物的区域中, 机器人近似做匀速直线运动, 而在障碍物较多的复杂区域内, 机器人做减速曲线运动, 特殊地段转向角过大。为了提升算法在规避障碍物的同时尽可能以小角度转向, 同时降低运动速度以提高行驶安全性, 本研究将采样得到的预测轨迹末端航向角  $\theta_1$  与当前位置航向角  $\theta_2$  之间的夹角  $\Delta\theta$  引入评价函数,  $\Delta\theta = \theta_1 - \theta_2$ , 则评价函数

$$G(v, \omega) = \sigma [\alpha \text{heading}(v, \omega) + \beta d_{\text{ist}}(v, \omega) + \gamma \cos \Delta\theta \cdot \text{vel}(v, \omega)]. \quad (13)$$

在障碍物较少的空旷区域,  $\Delta\theta = 0$  的采样轨迹导致总评价函数值较大, 驱使机器人做匀速直线运动; 遇到障碍物时, 若  $\Delta\theta$  过大, 则会引起  $\cos \Delta\theta$  过小, 导致总评价函数值减小, 驱使机器人在转向过程中尽可能保持小角度。

## 4 试验验证与分析

### 4.1 全局路径规划算法验证

#### 4.1.1 搜索策略与邻域扩展仿真分析

为了验证所提全局路径规划搜索策略和邻域扩展方案的优化效果, 本研究在 Windows 系统下搭建试验环境, 采用 Windows10 64 位操作系统, 处理器采用 Intel(R) Core(TM) i7-9750H, 设备安装内存为 8 GB。

在同一栅格地图上对比采用不用搜索方式的规划算法结果, 如图 7 与表 1 所示。图 7 内红色路径为规划路径, 黄色覆盖区域为扩展节点。

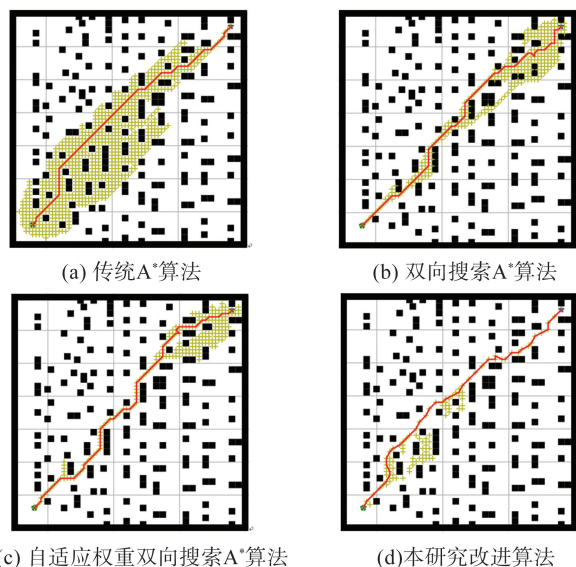


图 7 多种算法规划效果

Fig.7 Multiple algorithm planning effects

表 1 试验结果数据

Table 1 Experimental result data

算法	搜索节点数/个	路径长度	平均用时/s
传统 A* 算法	762	90.71	2.43
双向搜索 A* 算法	326	93.88	0.87
自适应权重双向搜索 A* 算法	240	96.81	0.63
本研究改进算法	<b>110</b>	<b>85.51</b>	<b>0.35</b>

根据表 1 可以看出: 双向搜索 A\* 算法在搜索时间上比传统 A\* 算法减少 64.2%, 在访问搜索节点数上减少 57.2%; 自适应权重双向搜索 A\* 算法比双向搜索 A\* 算法搜索访问的节点数减少 26.4%, 规划时间缩短 27.6%, 进一步提高了双向搜索 A\* 算法的规划效率。

根据图 7(c)、(d) 可知, 本研究改进算法采用 24 邻域扩展搜索后, 路径变得更加平滑, 转向角变小, 转向次数减少。同时由表 1 可知, 扩展邻域后算

法遍历搜索的节点数相较于 8 邻域结果减少 54.2%,路径长度减少 11.7%,规划时间缩短 44.4%。综合对比后,本研究改进算法的规划效率和规划效果得到明显提升。

### 4.1.2 路径平滑效果仿真分析

针对全局路径规划的路径平滑优化效果,本研究在同一栅格地图上对比了优化前后的路径轨迹,如图 8 所示,其中红色路径为 A\* 算法规划路径,蓝色路径为平滑处理后的最终路径。

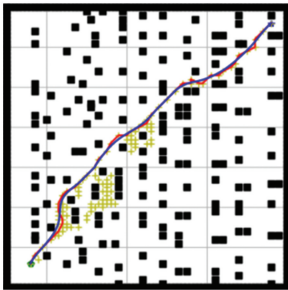


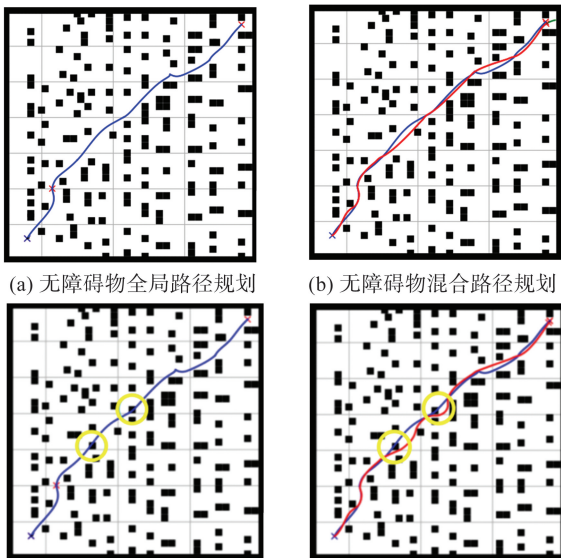
图 8 路径平滑效果对比

Fig.8 Comparison of path smoothing effect

由图 8 可以看出:平滑处理前的路径部分区域转弯角较大,转折次数较多,同时极端点会贴合障碍物进行运动;经过路径平滑处理后,整体的平滑度得到大幅提升,路径基本不存在直角转弯部分,更满足机器人运动学要求,同时还还原真实轨迹,并且没有与障碍物发生碰撞。

### 4.2 混合路径规划算法验证

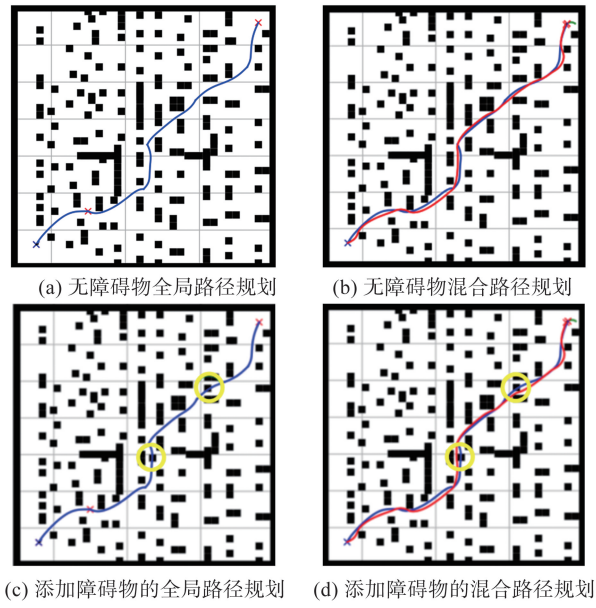
为了验证所提混合路径规划算法在复杂环境的效果,本研究设置 3 组栅格环境进行对比,如图 9~11 所示,其中蓝色路径为全局路径规划效果,红色路径为融合局部规划后的混合路径规划效果。



(c) 添加障碍物的全局路径规划 (d) 添加障碍物的混合路径规划

图 9 离散障碍物环境试验验证

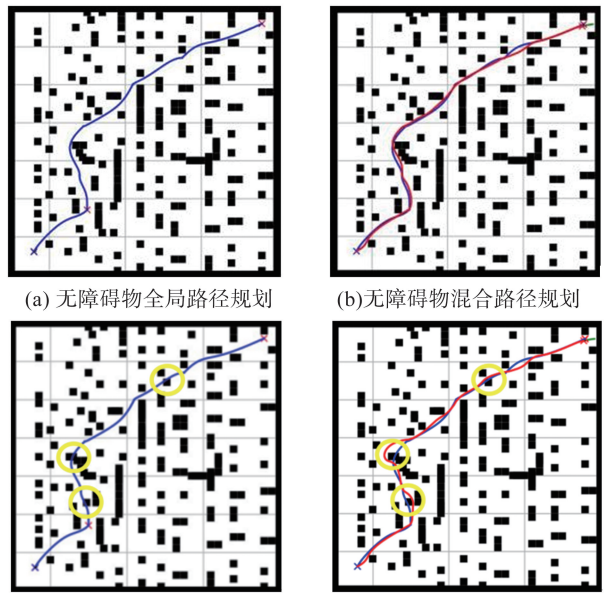
Fig.9 Experimental verification in discrete obstacle environment



(c) 添加障碍物的全局路径规划 (d) 添加障碍物的混合路径规划

图 10 局部密集障碍物环境试验验证

Fig.10 Experimental verification in local dense obstacle environment



(c) 添加障碍物的全局路径规划 (d) 添加障碍物的混合路径规划

图 11 多未知障碍物环境试验验证

Fig.11 Experimental verification in the environment of multiple unknown obstacles

#### (1) 未设置障碍物

试验结果如图 9 (a) 和 (b)、10 (a) 和 (b)、11 (a) 和 (b) 所示。由图 9 (a)、10 (a)、11 (a) 可知,全局规划成功规避已知障碍物到达终点,但存在转折点较多、路径平滑效果较差的问题。由图 9 (b)、10 (b)、11 (b) 可知,本研究算法优化过后路径平滑度提高,转折点明显减少,同时在贴近障碍物区域转向角减小,趋于平滑。

#### (2) 中途设置障碍物

试验结果如图 9 (c) 和 (d)、10 (c) 和 (d)、

11(c)和(d)所示,与未添加障碍物的情况相比,运行过程中会在中途出现未知障碍物。图9(c)、10(c)、11(c)的黄色圆圈中为未知障碍物,全局规划过程中未能避开未知障碍。由图9(d)、10(d)、11(d)可知,在本研究算法优化过后可及时规避未知障碍物,同时优化转折次数与规避障碍物时的转向角,在绕过障碍物后,继续沿着全局最优路径的指向行驶。

上述试验结果表明,本研究提出的混合路径规划算法能够很好地解决全局路径规划算法不能躲避未知障碍物的问题,在局部绕行后能继续沿最优路径行驶,试验结果符合预期标准。

### 4.3 仿真试验验证

试验在 Gazebo 仿真平台中模拟真实环境,以 turtlebot3 机器人搭载各种传感器获取环境信息,构建地图进一步验证混合路径规划算法的有效性<sup>[27-28]</sup>。设计室内仿真环境,并在原有的仿真环境中添加障碍物。

#### (1) 正方形室内仿真环境

环境设置如图12所示,其中黑色圆圈为未知障碍物。试验结果如图13所示,其中红色路线为全局规划路径,蓝色区域为小车周边环境信息。当检测到第一个未知障碍物时,原有的规划路径发生改变,混合路径规划算法根据更新的地图信息重新规划路径,如图13(b)所示;机器人在绕过第一个障碍物后,重新回到全局最优路径,直到检测到第二个障碍物时,重新规划路径绕过障碍物,如图13(c)所示。

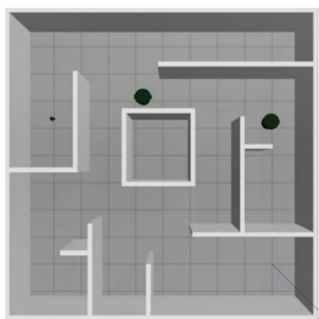
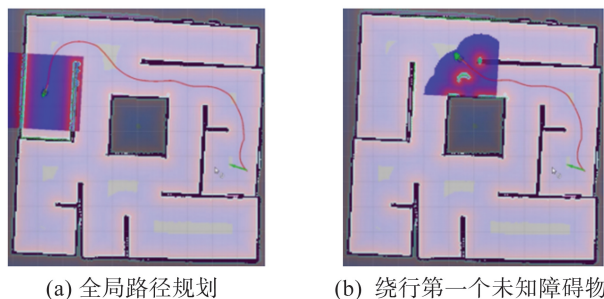


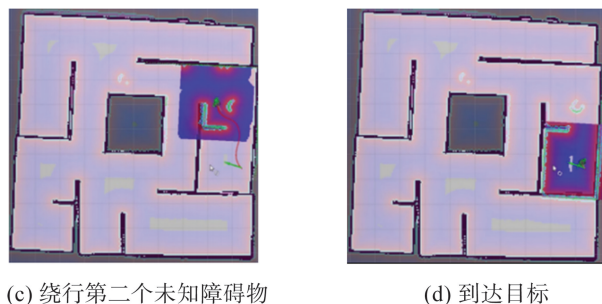
图12 正方形室内仿真环境

Fig.12 Square indoor simulation environment



(a) 全局路径规划

(b) 绕行第一个未知障碍物



(c) 绕行第二个未知障碍物

(d) 到达目标

图13 正方形地图试验结果

Fig.13 Results of square map experiment

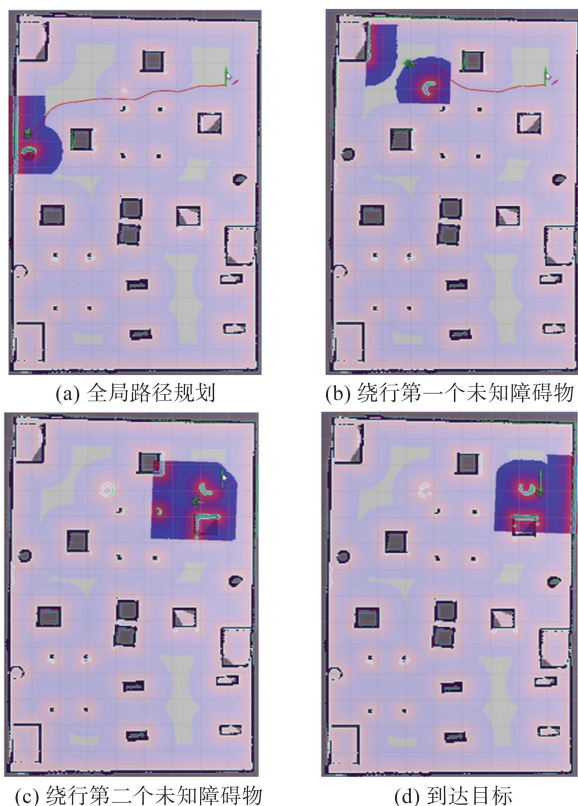
#### (2) 长方形室内仿真环境

环境设置如图14所示,其中黑色圆圈为未知障碍物。试验结果如图15所示,其中红色路线为全局规划路径,蓝色区域为小车周边环境信息。与正方形地图试验结果一致,小车成功规避未知障碍物,并沿着最优路径行驶至终点。



图14 长方形室内仿真环境

Fig.14 Rectangular indoor simulation environment



(a) 全局路径规划

(b) 绕行第一个未知障碍物

(c) 绕行第二个未知障碍物

(d) 到达目标

图15 长方形地图试验结果

Fig.15 Results of the rectangular map experiment

上述试验结果表明,在新的仿真环境中,机器人依然能够沿着全局最优路径移动,同时绕过路径中出现的未知障碍物。在室内环境的自主导航过程中,本研究提出的混合路径规划算法能够在掌握先验地图信息的条件下规划出全局最优路径,同时在沿着路径移动的过程中,具有对未知障碍物的规避能力。

## 5 结论

本研究针对无人车在室内环境的路径规划问题,提出一种混合路径规划算法,对全局路径规划和局部路径规划进行多方面优化。

(1)考虑采用双向搜索方式,规划时间缩短 64.2%,搜索节点数减少 57.2%,重新设计启发函数,利用动态权重将规划时间进一步缩短 27.6%,搜索节点数减少 26.4%。

(2)进行邻域扩展优化及路径平滑处理,提高算法的效率,试验数据显示规划时间缩短 44.4%,搜索节点数减少 54.2%。

(3)优化动态窗口法,将前后时刻的航向角之差  $\Delta\theta$  加入轨迹评价函数,同时融合全局规划,在保证全局路径的同时有效绕过地图中的未知障碍物。

(4)通过仿真试验验证分析,结果表明,本研究算法同时具有全局最优路径规划及局部路径规划的能力,验证本研究算法具有一定可行性。

本研究提出的改进算法虽然加快了在无障碍物环境下的运行速度,减小了在障碍物处的转向角,但在极限工况下仍然存在陷入局部最优的问题;仿真试验虽然很大程度上模拟了真实物理环境并取得了预期效果,但是实际环境往往更加复杂,算法是否能在复杂的真实环境下取得一定成效还是一个未知数。在未来的研究工作中,将着重考虑实际环境中更为复杂的局部路径规划问题,引入多传感器优化极限工况下局部转向过程中可能存在的局部最优,以求解决真实场景下复杂的规划问题。

### 参考文献:

- [1] 朱茂飞,胡方亚,李娜可,等. 无人驾驶汽车路径规划算法综述[J]. 农业装备与车辆工程, 2023, 61(11): 18-22.
- ZHU Maofei, HU Fangya, LI Nake, et al. Summary of path planning algorithms for driverless vehicle[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2023, 61(11): 18-22.
- [2] 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.
- HU Zheng, XU Bin. Dynamic path planning based on the iteration of A\* algorithm and artificial potential field method[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(7): 46-49.
- [3] 朱宇. 无人驾驶车辆路径规划算法综述[J]. 内燃机与配件, 2023(24): 81-84.
- ZHU Yu. A review of route planning algorithms for unmanned vehicles [J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2023(24): 81-84.
- [4] ZHOU X W, YAN J W, YAN M, et al. Path planning of rail-mounted logistics robots based on the improved Dijkstra algorithm[J]. Applied Sciences, 2023, 13(17): 9955.
- [5] DENG Z L, WANG D. Research on parking path planning based on A-star algorithm[J]. Journal of New Media, 2023, 5(1): 55-64.
- [6] 刘文光,刘浩伟,罗通,等. RRT 算法路径优化及仿真验证[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(11): 1-7.
- LIU Wenguang, LIU Haowei, LUO Tong, et al. RRT algorithm path optimization based on MATLAB simulation [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022, 36(11): 1-7.
- [7] 卞永明,季鹏成,周怡和,等. 基于改进型 DWA 的移动机器人避障路径规划[J]. 中国工程机械学报, 2021, 19(1): 44-49.
- BIAN Yongming, JI Pengcheng, ZHOU Yihe, et al. Obstacle avoidance path planning of mobile robot based on improved DWA[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2021, 19(1): 44-49.
- [8] 倪建云,杜合磊,谷海青,等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(11): 247-256.
- NI Jianyun, DU Helei, GU Haiqing, et al. Improved artificial potential field method for mobile robots path planning study[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2023, 37(11): 247-256.
- [9] WANG P Y, LIU Y L, YAO W M, et al. Improved A-star algorithm based on multivariate fusion heuristic function for autonomous driving path planning[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 2023, 237(7): 1527-1542.
- [10] YU J T, GAO Z H, JIANG M Z, et al. Robot path planning based on improved A\* algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2637(1): 012008.
- [11] 刘威,储春华,肖明伟. 一种基于时间和路径双重优化的改进 A\* 算法[J]. 制造业自动化, 2023, 45(12): 173-177.
- LIU Wei, CHU Chunhua, XIAO Mingwei. An improved

- A\* algorithm based on dual optimization of time and path[J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(12): 173-177.
- [12] 李炯逸, 李强, 张新闻, 等. 移动机器人用改进的双向A\*二次路径规划算法[J]. *系统仿真学报*, 2025, 37(2): 498-507.
- LI Jiongyi, LI Qiang, ZHANG Xinwen, et al. Improved bidirectional A\* quadratic path planning algorithm for mobile robots[J]. *Journal of System Simulation*, 2025, 37(2): 498-507.
- [13] 童亚男, 肖本贤. 基于无人叉车行驶时间优化的改进A\*算法[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2023, 46(11): 1447-1453.
- TONG Yanan, XIAO Benxian. Improved A\* algorithm based on the optimization of driving time of unmanned forklifts[J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science)*, 2023, 46(11): 1447-1453.
- [14] 徐万福, 孙渊, 马志鸿. 基于改进A\*算法的移动机器人路径规划[J]. *上海电机学院学报*, 2023, 26(2): 63-68.
- XU Wanfu, SUN Yuan, MA Zhihong. Path planning of mobile robot based on improved A\* algorithm[J]. *Journal of Shanghai Dianji University*, 2023, 26(2): 63-68.
- [15] 贾彬, 包长春, 蒋金成. 基于改进A\*算法的无人机路径规划研究[J]. *信息与电脑*, 2023, 35(19): 71-75.
- JIA Bin, BAO Changchun, JIANG Jincheng. Research on unmanned aerial vehicle path planning based on improved A\* algorithm[J]. *Information & Computer*, 2023, 35(19): 71-75.
- [16] 董雅文, 杨静雯, 张宝锋, 等. 改进邻域扩展A\*算法的移动机器人路径规划[J]. *机械设计与制造*, 2025(1): 291-295.
- DONG Yawen, YANG Jingwen, ZHANG Baofeng, et al. An improved A\* algorithm based on neighbor expansion for mobile robot path planning[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2025(1): 291-295.
- [17] ZHANG H X, TAO Y D, ZHU W L. Global path planning of unmanned surface vehicle based on improved A-star algorithm[J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6647.
- [18] YOU Z Y, SHEN K Y, HUANG T, et al. Application of A\* algorithm based on extended neighborhood priority search in multi-scenario maps[J]. *Electronics*, 2023, 12(4): 1004.
- [19] 吴振帅, 任天飞, 李佳晖, 等. 基于改进A\*算法的建筑机器人路径规划研究[J]. *河北科技大学学报*, 2024, 45(6): 653-661.
- WU Zhenshuai, REN Tianfei, LI Jiahui, et al. Research on path planning for construction robots based on improved A\* algorithm[J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2024, 45(6): 653-661.
- [20] 柴红杰, 李建军, 姚明. 改进的A\*算法移动机器人路径规划[J]. *电子器件*, 2021, 44(2): 362-367.
- CHAI Hongjie, LI Jianjun, YAO Ming. Improved A\* algorithm for path planning of mobile robot[J]. *Chinese Journal of Electron Devices*, 2021, 44(2): 362-367.
- [21] 常新新, 胡为, 姬书得, 等. 基于改进动态窗口法的移动机器人避障研究[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2021(7): 33-36.
- CHANG Xinxin, HU Wei, JI Shude, et al. Obstacle avoidance of mobile robot based on improved dynamic window method[J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2021(7): 33-36.
- [22] ZHANG L Y, HAN Y, JIANG B. Research on path planning method of unmanned boat based on improved DWA algorithm[J]. *Journal of Sensors*, 2022, 2022: 9315483.
- [23] CHEN J X, YI L. Dynamic path planning for mobile robots based on the improved A-star algorithm[J]. *Academic Journal of Computing Information Science*, 2021, 4(8): 73-77.
- [24] ZHANG J H, FENG Q, ZHAO A D, et al. Local path planning of mobile robot based on self-adaptive dynamic window approach[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1905(1): 012019.
- [25] MAI X, LI D, OUYANG J, et al. An improved dynamic window approach for local trajectory planning in the environment with dense objects[C]//*Proceedings of the 2021 International Conference on Intelligent Manufacturing and Industrial Automation (CIMIA 2021)*. Guilin, China: IOP, 2021: 012003.
- [26] XIN L, DAN W, DI W, et al. Enhanced DWA algorithm for local path planning of mobile robot[J]. *The Industrial Robot*, 2023, 50(1): 186-194.
- [27] JONATHAN P, KENNETH R. Comparative analysis of ROS-unity 3D and ROS-gazebo for mobile ground robot simulation[J]. *Journal of Intelligent Robotic Systems*, 2022, 106(4): 80.
- [28] 李业谦, 陈春苗. 基于ROS和激光雷达的移动机器人自动驾驶系统设计[J]. *现代电子技术*, 2020, 43(10): 176-178.
- LI Yeqian, CHEN Chunmiao. Design of mobile robot automatic navigation system based on ROS and laser radar[J]. *Modern Electronics Technique*, 2020, 43(10): 176-178.