

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519331

基于改进 A* 的模糊 PID 煤矿巡检机器人路径规划*

金智新^{1,2} 罗实^{1,2} 李永安^{3,4} 梁威² 李佳浩^{2,3}(1. 太原理工大学安全与应急管理工程学院 太原 030600; 2. 太原理工大学山西省煤矿智能装备工程研究中心 太原 030024;
3. 太原理工大学机械工程学院 太原 030600; 4. 新疆智能装备研究院 阿克苏 843000)

摘要: 为应对煤矿巡检机器人在复杂、动态的井下巷道环境中进行路径规划时面临的安全性不足和跟踪精度差的挑战,本文提出了一种融合改进 A* 全局规划与模糊 PID 运动控制的路径规划方法。通过在传统 A* 算法的代价函数中引入障碍物代价项和动态加权策略,提高了全局路径规划的效率和安全性。采用 B 样条曲线对初始路径进行平滑处理,使路径更符合机器人运动学约束,增强可执行性与轨迹平滑性。设计了基于机器人运动模型的模糊 PID 控制器,替代传统 PID,通过模糊控制自适应整定 PID 参数,实现了对平滑后全局路径的高精度、高稳定性跟踪控制,有效耦合了线速度与角速度控制。MATLAB 和 ROS Gazebo 仿真实验结果表明,改进 A* 算法减少了搜索节点约 65%,B 样条处理显著提升路径平滑度,模糊模型 PID 控制器相比传统 PID 在路径跟踪精度和稳定性方面表现更优。最大横向误差范围在 ± 0.05 米内,最大航向误差控制在 ± 0.2 弧度范围内。该方法显著提升了煤矿巡检机器人路径规划与跟踪性能。

关键词: 巡检机器人;改进 A* 算法;B 样条路径平滑;模糊 PID;路径规划

中图分类号: TN7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.75

Improved A* path planning with fuzzy PID control for coal mine inspection robots

Jin Zhixin^{1,2} Luo Shi^{1,2} Li Yongan^{3,4} Liang Wei² Li Jiahao^{2,3}

(1. School of Safety and Emergency Management, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030600, China;

2. Coal Mine Intelligent Equipment Research Center of Shanxi Province, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;

3. School of Mechanical Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030600, China;

4. Xinjiang Intelligent Equipment Research Institute, Aksu 843000, China)

Abstract: To address the challenges of insufficient safety and poor tracking accuracy faced by coal mine inspection robots when conducting path planning in complex and dynamic underground tunnel environments, this paper proposes a path planning method that integrates an improved A* global planning algorithm with a fuzzy PID motion control. By introducing an obstacle cost term and dynamic weighting strategy into the cost function of the traditional A* algorithm, the efficiency and safety of global path planning are enhanced. The initial path is smoothed using B-spline curves to make it more compliant with the kinematic constraints of the robot, thereby improving its executability and trajectory smoothness. A fuzzy PID controller based on the robot's kinematic model is designed to replace the traditional PID controller. Through fuzzy control, the PID parameters are adaptively adjusted to achieve high-precision and high-stability tracking control of the smoothed global path, effectively coupling the linear and angular velocity control. The simulation results of MATLAB and ROS Gazebo show that the improved A* algorithm reduces the number of search nodes by approximately 65%, and the B-spline processing significantly improves the path smoothness. Compared with the traditional PID, the fuzzy model PID controller performs better in terms of path tracking accuracy and stability. The maximum lateral error range is within ± 0.05 meters, and the maximum heading error is controlled within ± 0.2 radians. This method significantly improves the path planning and tracking performance of coal mine inspection robots.

Keywords: coal mine inspection robots; improved A* algorithm; B-spline-based path smoothing; fuzzy PID; path planning

0 引言

目前,中国煤矿自动化水平有限,安装、巡检、搬运等环

节仍需人工在光线昏暗、粉尘弥漫、潮湿的井下环境中操作,严重威胁工人健康。为推动煤矿智能化和高质量发展,国家矿山安监局已明确指出,要大力发展煤矿机器人技

收稿日期:2025-07-10

* 基金项目:新疆智能装备研究院定向委托科研项目(XJYJY2024020)资助

术^[1-2]。现如今的路径规划技术已逐渐发展成熟,并在机器人等邻域得到广泛应用^[3-4]。同时随着我国煤炭智能化开采进程的加速,相关作业设备正朝着运行距离更长、作业速度更快、承载能力更强的方向升级。为了保证这些关键设备能够持续可靠地工作,防止因故障导致生产停滞,实施定期的巡检已成为必要环节。这给承担巡检任务的煤矿机器人在路径规划算法的设计与实现上带来了诸多挑战^[5]。为有效应对上述挑战,诸多学者进行了煤矿机器人的路径规划算法改进研究。孙强等^[6]改进蚁群算法用于煤矿巡检机器人导航,但蚁群算法属于智能优化算法计算复杂度高、不适合实时应用。薛光辉等^[7]采用改进的概率路线图(probabilistic road map, PRM)算法实现煤矿机器人的全局路径规划,但PRM算法在狭窄巷道环境中随机采样效率低,易在障碍物密集区域产生不可行路径。文献[8-9]通过优化A*算法并结合B样条平滑路径,提升煤矿巷道机器人规划效率,但其B样条平滑方法缺乏对路径弧长的参数化控制,难以保证路径点的均匀分布。鲍久圣等^[10]选择采用最优性启发式A*算法和基于势场的局部路径规划算法,使用指数函数加权和三次样条插值的方法改进A*算法,但三次样条插值在转角处易产生路径偏离,未充分考虑煤矿巷道的空间限制。Gao等^[11]改进了人工鱼群算法(artificial fish swarm algorithm, AFSA)和动态窗口算法(dynamic window approach, DWA)之间的混合算法,用于煤矿机器人的运动导航。但AFSA算法迭代收敛慢,计算复杂度达 $O(n^3)$,难以满足煤矿巡检的实时性要求。文献[12-14]将模糊逻辑与比例-积分-微分(proportional-integral-derivative, PID)控制相结合,Cheng等^[15]提出了无模型自适应预测路径跟踪控制器。但这些方法参数设计依赖经验,且未将机器人运动学模型纳入控制框架,导致线速度与角速度控制解耦,在高曲率路径跟踪时易出现滑移。

针对上述问题,本文提出了一种基于改进A*算法与模糊模型PID路径规划方法。该方法主要包含以下创新点:

1) 本文首先引入改进的A*算法用于全局路径规划。该算法创新性地启发函数中引入障碍物代价项,使生成

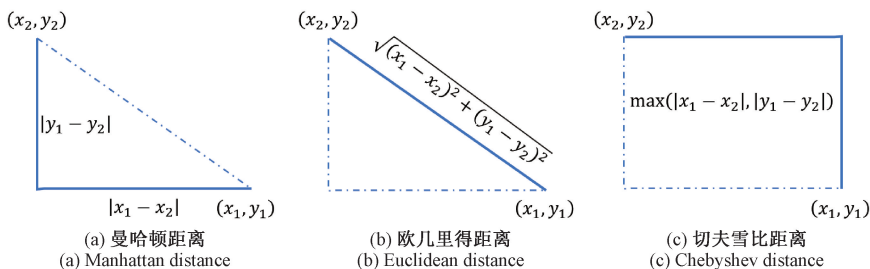


图1 常用距离启发函数

Fig. 1 Common distance heuristics

路径与障碍物保持安全距离,解决了传统A*算法路径紧贴障碍物的问题。同时采用基于搜索进度的动态加权策略,实现搜索前期注重最优性、后期注重效率的自适应调整,搜索节点减少65%。随后,利用基于弧长参数化的B样条曲线对路径进行平滑处理,通过Cox-de Boor递推确保 C^2 连续性,有效消除路径转折点,为巡检机器人提供更加安全平滑的导航路径。

2) 采用基于运动学模型的PID控制实现线速度与角速度的耦合控制。通过引入前瞻点机制,将世界坐标系下的期望速度映射到机器人本体坐标系,解决了传统PID控制中两种速度独立控制导致的不协调问题。在此基础上,设计双输入三输出的模糊控制器,根据位置误差和误差变化率实时调整 K_p 、 K_i 、 K_d 参数。

1 基于改进A*全局路径的先验信息

1.1 代价函数优化

A*算法是一种基于于图搜索和路径规划的启发式搜索算法,其主要原理是通过结合最佳优先搜索和Dijkstra算法来寻找从起始节点到目标节点的最短路径^[16]。相较于Dijkstra算法,A*算法引入了启发函数来提高搜索效率,使得搜索节点减少。传统A*算法的代价函数为:

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

其中, $g(n)$ 表示从起始节点到当前节点 n 的实际代价; $h(n)$ 为当前节点 n 到目标节点的估计代价,称为启发函数^[17]。启发函数估计的指标包括距离、方向等,常用的距离计算方式包括曼哈顿距离、欧几里得距离和切夫雪比距离,分别如式(2)~(4)所示,具体如图1所示^[18]。

$$h(n) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (2)$$

$$h(n) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3)$$

$$h(n) = \max(|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|) \quad (4)$$

式中: (x_1, y_1) 为当前节点坐标; (x_2, y_2) 为目标节点位置。

基于两点之间的直线距离的欧几里得启发函数在A*算法中提供更精确和高效的路径搜索^[19]。因此,选取欧几里得距离为基本启发函数。

1) 启发函数引入障碍物代价项

传统A*算法通过启发函数评估当前节点到目标节点

的代价^[20-21],但在路径搜索过程中对障碍物分布缺乏有效考虑,导致生成的全局路径往往紧贴障碍物边界。在后续

的路径平滑或优化过程中,紧贴障碍的路径可能放大路径可行性与安全性的缺陷,甚至导致路径在优化过程中穿越障碍物,从而违反可行性约束。

同时在煤矿巡检场景中,巡检机器人常常面临如移动矿车、作业人员等动态障碍物,且井下巷道结构复杂、空间狭窄,环境不确定性较高。为此,本文对传统 A* 算法的启发函数增加一项障碍物代价 $h_2(n)$, 使得生成全局路径远离障碍物,最大可能保证煤矿巡检机器人实现安全巡检。增强巡检机器人在复杂动态煤矿环境中的导航鲁棒性与路径可行性。

对 A* 算法搜索过程中,当前的某一搜索节点。考察其 8 邻域节点范围内的障碍物。其启发函数的障碍物代价的计算原理,如图 2 所示。

当搜索过程中八邻域节点的邻节点坐标与障碍物坐标重合时,计算八邻域节点 (x, y) 与障碍物节点 (x_i, y_i) 的距离:

$$d = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_j - y)^2} \quad (5)$$

当八邻域节点的邻节点坐标 $(N_8, N_{16} \dots)$ 与多个障碍物坐标重合时,该八邻域节点的障碍物代价项为:

$$h_2(n) = \sum_{i,j \in (N_8, N_{16} \dots)} \frac{C_1}{\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_j - y)^2} + C_2} \quad (6)$$

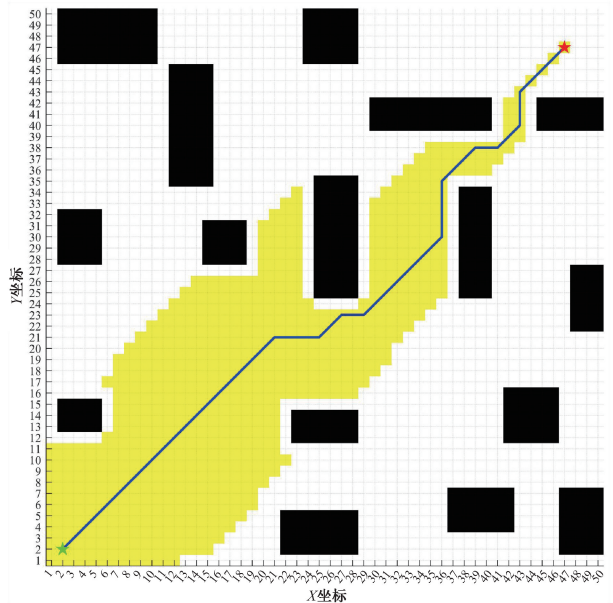
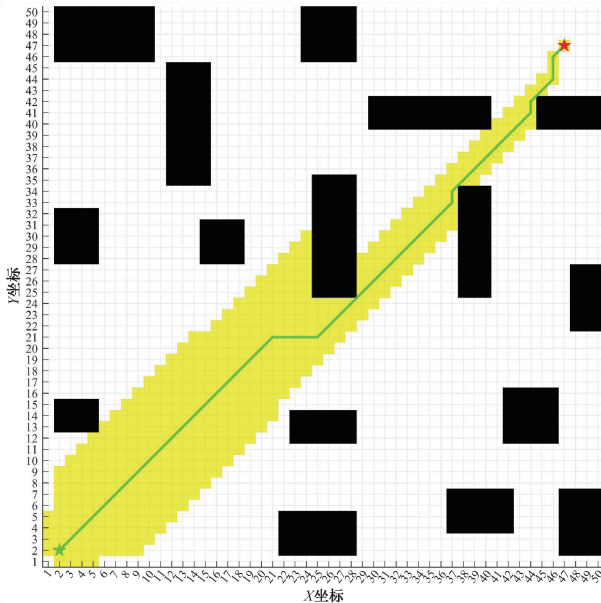


图 3 传统 A* 算法与引入障碍物代价 A* 算法对比

Fig. 3 Comparison between traditional A* algorithm and A* algorithm with obstacle cost introduction

2) 动态加权代价函数

在传统 A* 算法中,启发函数对目标代价的估计在搜索初期通常存在较大误差,特别是当前节点距离目标节点较远时,启发函数的估计值往往难以准确反映实际路径代价。因此,在搜索初期应更多依赖实际代价项以保证路径

的最优性,而在搜索接近目标节点阶段,由于启发函数与真实代价之间的误差逐渐减小,适当提高启发函数的权重有助于提升搜索效率。同时由于启发函数引入了障碍物代价,导致算法搜索节点增多。

为了提高算法的搜索效率,本文提出了一种基于搜索

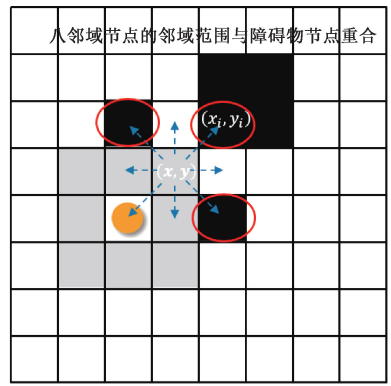


图 2 障碍物代价计算原理

Fig. 2 The principle of obstacle cost calculation

式中: C_1 为基本障碍物代价系数; C_2 用于避免节点与障碍物距离过小时,产生数值突变,增强算法稳定性。

在一定范围内,考察的八邻域节点的邻节点坐标范围越大,生成的全局路径越倾向于远离障碍物。为防止过度避障影响狭窄通道通过性或路径效率,设置了代价上限和八邻域节点的邻节点坐标范围。仿真结果(如图 3 所示)显示了优化后的全局路径,其中黄色为搜索节点,蓝黑色路径为引入障碍物代价后的路径。

进度 p 的动态加权策略。改进后代价函数公式如下:

$$\begin{cases} f(n) = (1 - \alpha p)g(n) + (1 + \beta p)h_1(n) + h_2(n) \\ p = 1 - \frac{d_c}{d_s} \in [0, 1] \end{cases} \quad (7)$$

式中: d_c 为当前节点到目标节点的距离; d_s 为起始节点到目标节点距离; p 为搜索进度; α, β 为调节参数。

当搜索节点位于起始节点时, $d_c = d_s$, 搜索进度 $p = 0$; 当搜索节点到达目标节点时, $d_c = 0$, 搜索进度 $p = 1$ 。随着搜索进度的增加, 启发函数 $h_1(n)$ 的权重逐渐增大, 障碍物代价 $h_2(n)$ 的权重保持不变。为保证代价函数中各项权重平滑过渡, 避免实际代价 $g(n)$ 权重过低或启发代价 $h_1(n)$ 过高, 引入调节参数 $\alpha = 0.3, \beta = 0.4$, 对启发函数与实际代价函数的权重进行限制与调控, 从而在路径次优性与搜索效率之间取得更优的平衡。

在 MATLAB 栅格地图中, 实验结果表明, 目标点相同情况下, 改进后的 A* 算法路径搜索节点数量减少 65%。如图 4 所示, 具体性能参数如表 1 所示。

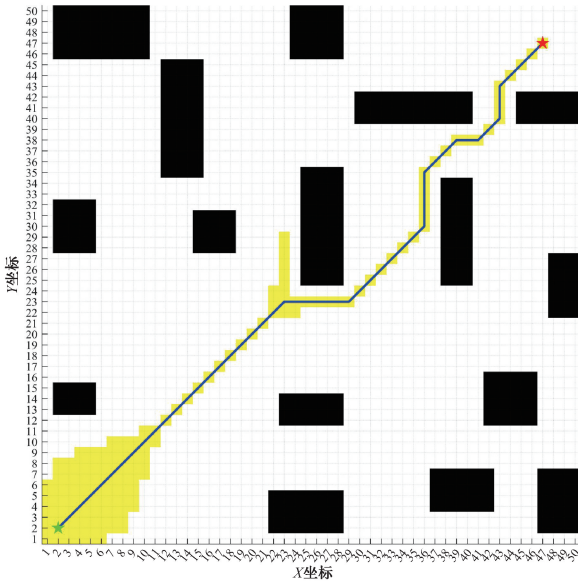


图 4 A* 算法引入障碍物代价+动态加权策略

Fig. 4 A* algorithm incorporating obstacle cost and dynamic weighting strategy

表 1 A* 算法优化前后性能参数对比

Table 1 Comparison of performance parameters of A* algorithm before and after optimization

性能参数	传统 A* 算法	改进 A* 算法
路径长度	67.39	69.74
搜索节点数	409	140
规划时间	0.017	0.012

1.2 基于弧长参数化 B 样条曲线的路径平滑

A* 算法生成的路径常存在曲率突变, 影响煤矿巡检

机器人在复杂环境中的导航性能, 易导致执行器过载、能耗增加和姿态不稳。基于弧长参数化 B 样条曲线平滑的路径优化方法, 可保持路径拓扑一致, 均匀分布路径点, 提升路径平滑性与控制性, 特别适用于煤矿等复杂环境下的高精度、安全导航。具体实现如下:

针对 A* 全局路径上的相邻路径点 $(x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1})$ 。计算点之间的距离。

$$d_i = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} \quad (8)$$

对全局路径上各个路径点的距离累加求和, 求得累计弧长。

$$s_i = \sum_{j=1}^{i-1} d_j, i = 2, 3, \dots, n \quad (9)$$

根据 Cox-de Boor 递推公式求得以弧长 s_i 为参数的 B 样条基函数, t_i 为节点向量。

$$B_{i,0}(s) = \begin{cases} 1, t_i \leq s < t_{i+1} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

对于基函数次数 $p > 0$, 有如下递推公式:

$$\frac{s - t_i}{t_{i+p} - t_i} B_{i,p-1}(s) + \frac{t_{i+p+1} - s}{t_{i+p+1} - t_{i+1}} B_{i+1,p-1}(s) \quad (11)$$

本文采用 3 阶 B 样条基函数, 平滑曲线可以表示为:

$$x(s) = \sum_{j=0}^{m-1} c_j B_{j,3}(s), y(s) = \sum_{j=0}^{m-1} d_j B_{j,3}(s) \quad (12)$$

式中: m 为控制点数; c_j 与 d_j 分别为 x, y 坐标的控制点系数。构造 x 和 y 坐标的关于弧长参数 s 的目标函数 J_x, J_y 为:

$$\begin{cases} \sum_{i=0}^{m-1} (x_i - \sum_{j=0}^{m-1} c_j B_{j,3}(s_i))^2 + \lambda \int_{s_{\min}}^{s_{\max}} (\sum_{j=0}^{m-1} c_j B''_{j,3}(s))^2 ds \\ \sum_{i=0}^{m-1} (y_i - \sum_{j=0}^{m-1} d_j B_{j,3}(s_i))^2 + \lambda \int_{s_{\min}}^{s_{\max}} (\sum_{j=0}^{m-1} d_j B''_{j,3}(s))^2 ds \end{cases} \quad (13)$$

式中: 第 1 项代表平滑样条曲线与原始数据点之间的误差; 第 2 项为基函数二阶导的积分项来衡量曲线的弯曲度; λ 为调节参数, 用来调节拟合误差和光滑度之间的平衡。

构造关于基函数的矩阵 \mathbf{A}_{ij} , i 索引对应于原始路径点, j 索引对应于 B 样条基函数的控制点; 正则化矩阵 \mathbf{R}_{jk} , j, k 索引在控制点数 m 范围内。

$$\begin{cases} \mathbf{A}_{ij} = B_{j,3}(s_i) \\ \mathbf{R}_{jk} = \int_{s_{\min}}^{s_{\max}} B''_{j,3}(s) B''_{k,3}(s) ds \end{cases} \quad (14)$$

通过正规方程求取最优解, 达到最小化目标函数 J_x, J_y 来求取控制点系数 c_j, d_j 。

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{R}) \mathbf{c}_j = \mathbf{A}^T \mathbf{x}, (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{R}) \mathbf{d}_j = \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad (15)$$

求解出控制点系数以后, 得到平滑后的曲线。在弧长上均匀采样, 最终得到平滑路径点。通过调整平滑参数的

值,可以达到不同的路径平滑效果。路径平滑后效果如图 5 所示。

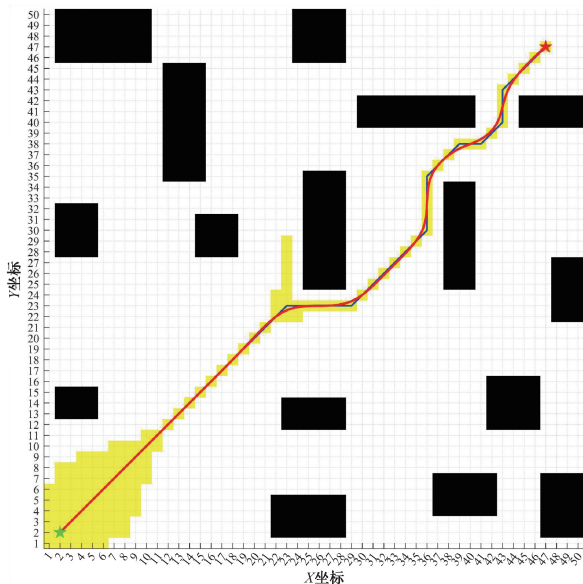
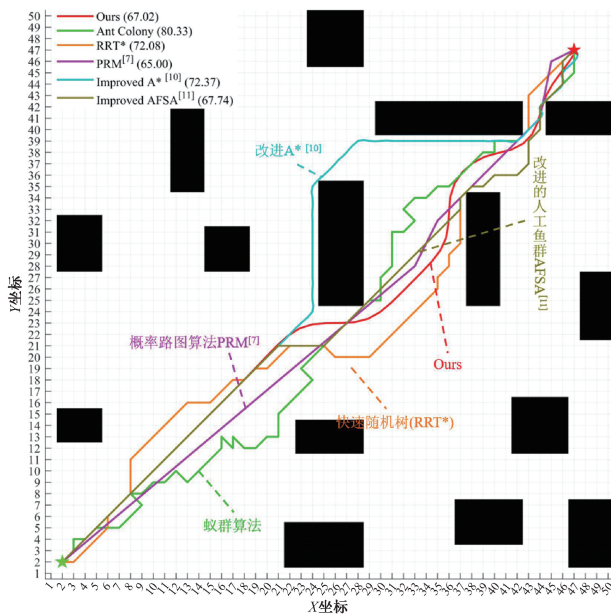
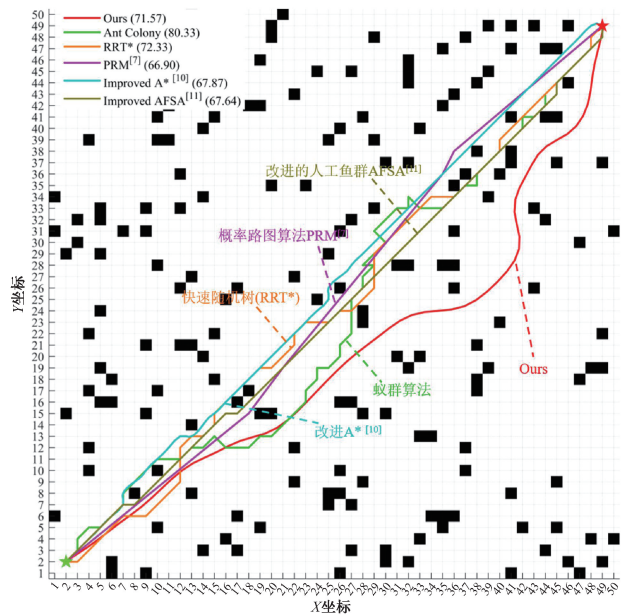


图 5 基于弧长参数化 B 样条路径平滑前后对比

Fig. 5 Comparison of B-spline path smoothing before and after based on arc length parameterization



(a) 一般环境不同路径算法对比
(a) Comparison of different path algorithms in general environment



(b) 复杂环境不同路径算法对比
(b) Comparison of different path algorithms in complex environment

图 6 不同环境下改进后的全局路径算法对比

Fig. 6 Comparison of the improved global path algorithm under different environments

尽管 PID 控制器结构简单、实现便捷,广泛用于移动机器人路径跟踪,但在结构复杂、环境剧烈变化的煤矿井下巷道中,其性能存在明显局限。一方面,PID 控制本质为“黑箱”模型^[12],忽略机器人运动学与动力学特性;另一方

为验证本文改进后算法的优势和先进性。在 MATLAB 栅格地图中对比一般环境(图 6(a))和复杂环境(图 6(b))下,文献中部分已有的基于图搜索、采样和智能算法的全局路径改进算法。

如图 6、7 所示,本文改进后的 A* 算法在搜索效率上。虽然启发函数引入障碍物代价后搜索节点数略有增加,但通过动态加权策略的优化,整体搜索效率仍保持在可接受范围内。更重要的是,本文改进后的 A* 算法生成的全局路径能够与障碍物保持安全距离并有效避开障碍物密集区域,显著提升了路径的安全性和实用性。相比其他改进的基于图搜索、采样以及智能算法的全局路径算法,本文方法以高搜索效率、高安全裕度体现其算法优越性。

2 基于运动学模型的模糊 PID 运动控制

2.1 传统的 PID 运动控制局限

传统 PID 控制策略通过实时计算移动机器人当前位置与参考路径之间的偏差,包括横向误差,即当前位置到路径最近点的垂直距离,以及航向误差,即机器人朝向与路径切线方向之间的夹角差。分别由两个独立 PID 控制器生成角速度与线速度指令,实现路径跟踪。

面,在煤矿巷道中常见的弯道、坡道以及不平整地形条件下,易导致控制指令与实际响应不一致,尤其在机器人速度较快或路径曲率较大时易出现超调、振荡甚至失稳,严重影响跟踪精度与行驶平稳性。

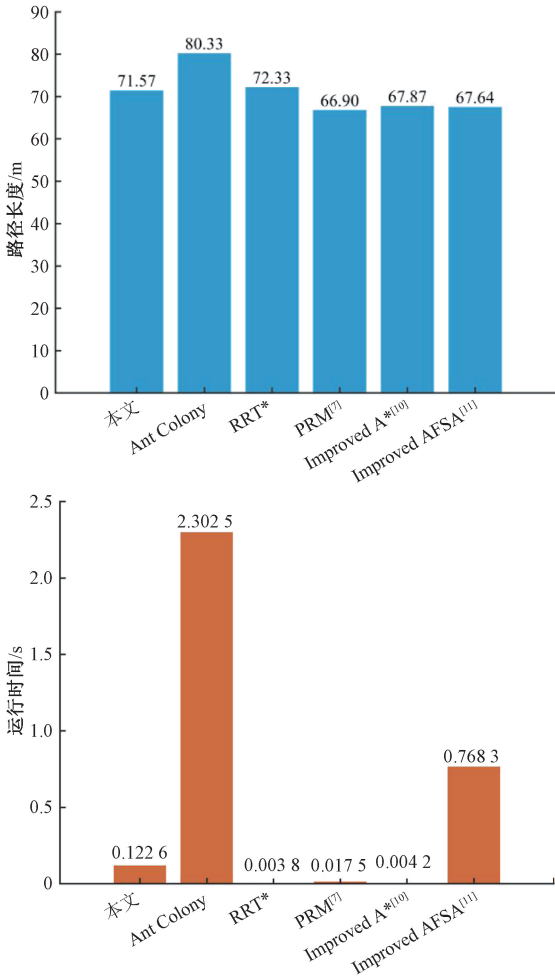


图7 复杂环境下不同路径算法长度与运行时间对比
Fig. 7 Comparison of algorithm length and running time for different paths in complex environments

2.2 基于运动学模型的模糊PID运动控制

1) 运动学模型PID

尽管线速度与角速度的PID控制可独立设计,但是机器人实际运动受二者耦合影响。传统PID未能有效考虑此耦合性,易导致控制不协调。例如,在巡检机器人于狭窄巷道转弯时,基于误差修正的角速度控制可能与维持稳定线速度的需求相矛盾,致使轨迹偏移或姿态不稳,增加碰撞风险。

引入机器人运动模型,如图8所示。将期望的世界坐标系速度通过逆运动学映射为本地坐标系下的线速度与角速度,控制器可更准确预测给定输入 (v, ω) 所引起的实际运动。该方法生成更符合物理约束、协调性更强的控制指令,能有效抑制超调与振荡,特别在高速或高曲率场景下,显著提升巡检机器人路径跟踪精度与系统稳定性。

x_h 的物理意义是如图所示的前瞻点, l 是机器人中心距离到前瞻点的几何长。假设 \mathbf{x} 为巡检机器人的状态向量, $G(\mathbf{x})$ 为机器人中心距离前瞻点的几何长在 θ 的水平

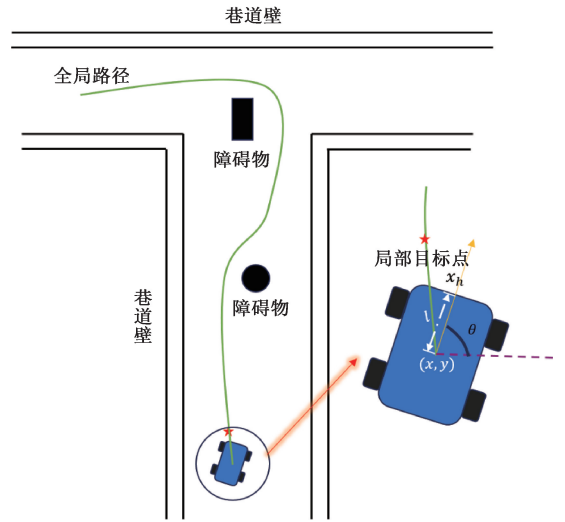


图8 基于运动学模型PID跟踪

Fig. 8 PID tracking based on kinematic model

和垂直分量。

$$\begin{cases} \mathbf{x} = [x \ y \ \theta]^T \\ G(\mathbf{x}) = [l \cos\theta \ l \sin\theta]^T \end{cases} \quad (16)$$

式中: \mathbf{x} 为巡检机器人的状态向量; $G(\mathbf{x})$ 为机器人中心距离前瞻点的几何长在 θ 的水平 and 垂直分量。

从而得到前瞻点 x_h 在空间的位置关系:

$$x_h = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} [x \ y]^T + [l \cos\theta \ l \sin\theta]^T \quad (17)$$

式中: x_h 为前瞻点在空间的位置。在实现模型PID控制时,对前瞻点 x_h 关于机器人状态向量 $\mathbf{x} = [x \ y \ \theta]^T$ 求解一阶微分方程:

$$\frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -l \sin\theta \\ 0 & 1 & l \cos\theta \end{bmatrix} \quad (18)$$

根据链式法则求取前瞻点 x_h 的速度:

$$\frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial t} = \frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial \mathbf{x}} \frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t} \quad (19)$$

式中: $\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t}$ 为巡检机器人状态量关于时间的一阶微分,即为其的运动学方程:

$$\frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial t} = \begin{bmatrix} v \cos\theta \\ v \sin\theta \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (20)$$

得到前瞻点 x_h 在 x, y 上的分量速度 $\frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial t}$ 关于控制量 $[v \ \omega]^T$ 的关系,即:

$$\frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial t} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -l \sin\theta \\ \sin\theta & l \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (21)$$

根据机器人的当前状态向量 \mathbf{x} 与局部目标 x_h 的位置误差设置PID控制。通过机器人前瞻点的运动学方程求逆解,得到机器人的速度、角速度控制量 $[v \ \omega]^T$ 。

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial t} = K_p e(k) + K_i \sum_{i=0}^k e(i) \Delta t + K_d \frac{\Delta e(k)}{\Delta t} \\ \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = \frac{\partial \mathbf{x}_h}{\partial t} \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\frac{\sin\theta}{l} & \frac{\cos\theta}{l} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (22)$$

2) 模糊控制参数整定

在煤矿巷道复杂多变的环境中,传统 PID 控制器依赖参数精确整定,难以适应不平整路面、坡度变化等多变因素。由于在线参数调整困难,离线整定又难以覆盖全部工况,控制器鲁棒性不足,难以应对动态环境变化。为此,引入模糊控制以克服上述问题,借助模糊逻辑自适应调整控制参数,增强系统在复杂环境下的稳定性与响应能力。本文设定模糊模型 PID 控制器,如图 9 所示。

$$f_p(\mathbf{e}, \dot{\mathbf{e}}) e(k) + f_i(\mathbf{e}, \dot{\mathbf{e}}) \sum_{i=0}^k e(i) \Delta t + f_d(\mathbf{e}, \dot{\mathbf{e}}) \frac{\Delta e(k)}{\Delta t} \quad (23)$$

式中: \mathbf{e} 为机器人的当前状态向量 \mathbf{x} 与局部目标 \mathbf{x}_d 的位置误差向量; $\dot{\mathbf{e}}$ 为位置误差变化率。设置最大位置误差量 e_{\max} 为 0.5 m,最大误差变化率 \dot{e}_{\max} 为 0.5 m/s。

$$\|\mathbf{e}\| = \sqrt{e_x^2 + e_y^2}, \|\dot{\mathbf{e}}\| = \sqrt{\dot{e}_x^2 + \dot{e}_y^2} \quad (24)$$

对 $\|\mathbf{e}\|$ 、 $\|\dot{\mathbf{e}}\|$ 采取归一化处理:

$$\begin{cases} \|\mathbf{e}\|_{norm} = \min\left(\frac{\|\mathbf{e}\|}{e_{\max}}, 1\right) \\ \|\dot{\mathbf{e}}\|_{norm} = \min\left(\frac{\|\dot{\mathbf{e}}\|}{\dot{e}_{\max}}, 1\right) \end{cases} \quad (25)$$

其中, \mathbf{e} 的模糊子集为 $e = \{0.1, 0.4, 0.8\}$, $\dot{\mathbf{e}}$ 的模糊子

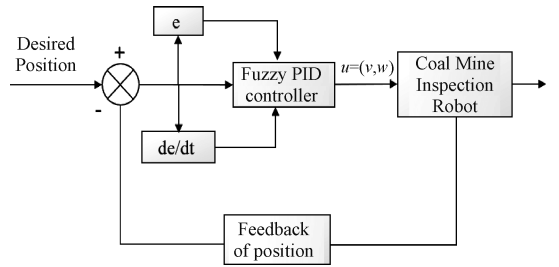


图 9 模糊 PID 控制器

Fig. 9 Fuzzy PID controller

集为 $\dot{e} = \{0.1, 0.3, 0.6\}$ 。分别对应正小 PS、正中 PM、正大 PB。采用梯形、三角隶属度函数,如图 10 所示。通过对模糊控制器输入 e, \dot{e} 进行模糊化处理,设计模糊规则表。通过实时得到的归一化误差量与误差变化率,根据模糊规则表 2 与图 10 所示隶属度函数对输入实现模糊化,使用加权平均法对模糊求解,实现模糊控制器对 PID 3 个参数的动态调节

$$\omega_{i,j} = \min(\mu_e(i), \mu_{\dot{e}}(j)) \quad (26)$$

式中: $\mu_e(i)$ 为误差隶属度; $\mu_{\dot{e}}(j)$ 为误差变化率隶属度。对于每条模糊规则,权重选取为二者的最小值。采用重心法(CoG)加权平均计算最终的 K_p, K_i, K_d 归一化输出:

$$K_p^{out} = \frac{\sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 \omega_{i,j} \Delta K_{p,i,j}}{\sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 \omega_{i,j}} \quad (27)$$

$$K_p = K_{p,min} + K_p^{out} (K_{p,max} - K_{p,min}) \quad (28)$$

其中, K_i, K_d 也是相同方法计算得到最终参数。

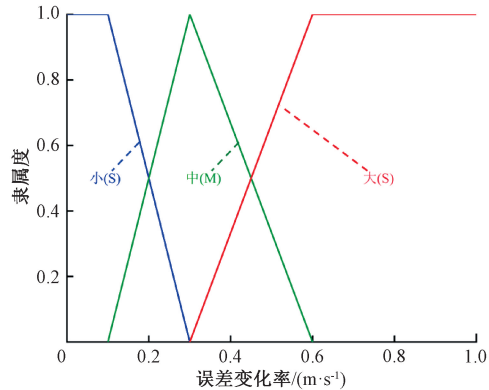
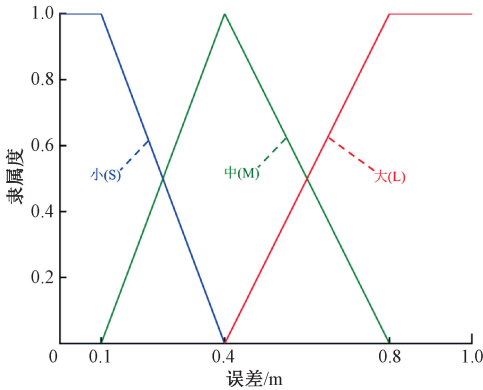


图 10 隶属度函数

Fig. 10 Membership function

表 2 模糊规则表

Table 2 Fuzzy rule table

$\Delta K_p / \Delta K_i / \Delta K_d$	$\ \dot{\mathbf{e}}\ _{norm}$		
	PS	PM	PB
$\ \mathbf{e}\ _{norm}$ PS	PS/PM/PS	PS/PS/PM	PM/PS/PB
PM	PM/PM/PS	PM/PM/PM	PB/PS/PM
PB	PB/PB/PS	PB/PM/PM	PB/PS/PB

2.3 MATLAB 仿真

为评估模糊模型 PID 运动控制算法性能,本文设定了仿真参数,如表 3 所示。对比实验中,传统 PID 与模型 PID 的 K_p, K_i, K_d 参数取模糊模型 PID 参数范围的中间值,其余参数保持一致。在 MATLAB 构建高曲率参考路径,对比分析了传统 PID、模型 PID 及模糊模型 PID 3 种控制器的路径跟踪性能。

仿真结果如图 11、12 所示。直观展现了 3 种控制器下

表 3 模糊模型 PID 控制参数

Table 3 Fuzzy model PID control parameters

模糊模型 PID 参数	数值
最大速度 Max_v	1.0 m/s
最大加速度 Max_v_inc	0.5 m/s ²
最大角速度 Max_w	1.57 rad/s
最大角加速 Max_w_inc	1.57 rad/s ²
K_p	(0.5, 2.0)
K_i	(0.0, 0.5)
K_d	(0.0, 0.5)
l	0.2
前瞻目标点距离 L	0.3

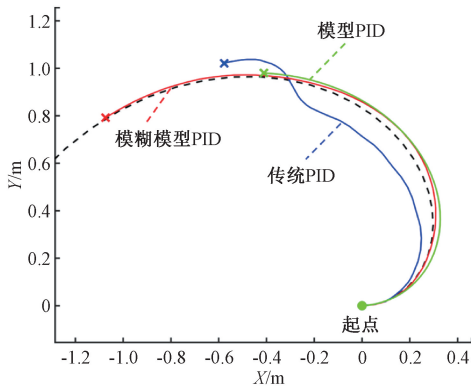


图 11 3 种 PID 控制器输出轨迹

Fig. 11 Three types of PID controller output trajectories

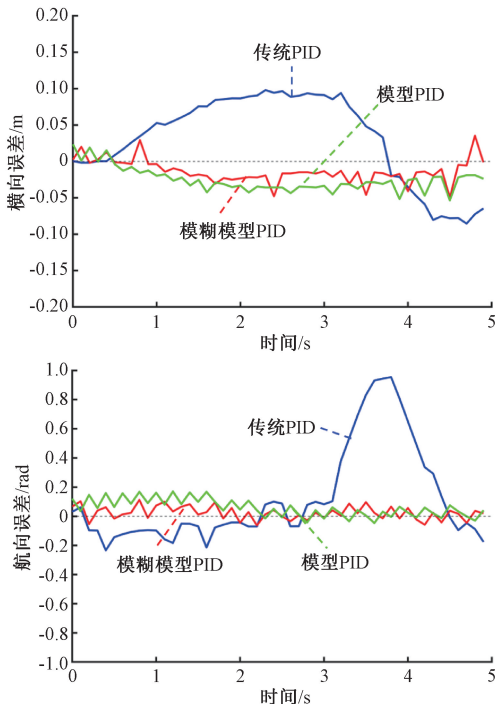


图 12 3 种 PID 控制器横向、航向误差对比

Fig. 12 Comparison of lateral and heading errors for three types of PID controllers

系统输出轨迹的对比与性能参数差异。在相同仿真时长内,传统 PID 控制器虽能基本完成控制任务,但航向与横向误差较大。基于运动学模型的 PID 控制器通过耦合线速度与角速度的控制,提高了路径跟踪的平滑性,有效抑制系统振荡,显著降低稳态误差。模糊模型 PID 在模型 PID 基础上引入模糊控制,进一步提升了对高曲率复杂路径的适应性,具有更小超调量和更快响应。

实验 5 次取均值得到实验结果,如表 4 所示。在最大横向误差、均方根航向误差和均方根横向误差等性能参数上。模糊模型 PID 控制器表现出明显的优势,超调量得到有效控制,最大横向误差为 0.056 4 m;稳态精度也更高,在 3 种 PID 控制器中,均方根横向、航向误差均为最小。验证了模糊模型 PID 在高曲率路径跟踪运动控制上的性能优越性。

表 4 3 种 PID 控制器性能指标对比

Table 4 Comparison of performance indicators of three PID controllers

模型	均方根横向误差/m	均方根航向误差/rad	最大横向误差/m
传统 PID	0.058 5	0.280 3	0.096 2
模糊模型 PID	0.021 5	0.050 4	0.056 4
模型 PID	0.030 1	0.083 7	0.053 5

3 仿真分析与试验验证

3.1 实验环境搭建

为验证所提出算法的可行性,评估煤矿巡检机器人在多种场景下的路径规划与导航性能,本文基于 ROS1 操作系统,在 Gazebo 物理仿真平台上开展仿真实验。仿真系统运行于 Ubuntu 20.04 LTS 64 位操作系统,采用 ROS Noetic 版本进行机器人控制与数据处理。巡检机器人集成 ROS 官方支持的电机、惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU)、里程计及激光雷达插件,具备良好的运动与感知能力。为增强仿真真实感,进一步调整 Gazebo 环境中光照参数,以模拟煤矿巷道中的低照度等复杂工况。参考实际矿井结构,设计并构建了四类典型巷道场景,包括长直巷道、狭窄巷道、Z 形巷道与 T 形巷口,如图 13 所示,具体参数如表 5 所示。所有场景均按 1:5 比例缩放建模,以提升仿真结果的工程参考价值。

3.2 仿真结果与分析

为全面评估本文提出的改进 A* 与模糊 PID 算法在煤矿复杂环境下的路径规划性能。利用 ROS Gazebo 仿真平台,在 3.1 节所述的 4 种典型巷道场景 (长直巷道、狭窄巷道、Z 形巷道、T 形巷口) 中进行了仿真实验,如图 14 所示。通过对比分析机器人在不同场景下的导航轨迹、避障效果、路径平滑度,验证算法的有效性和鲁棒性。

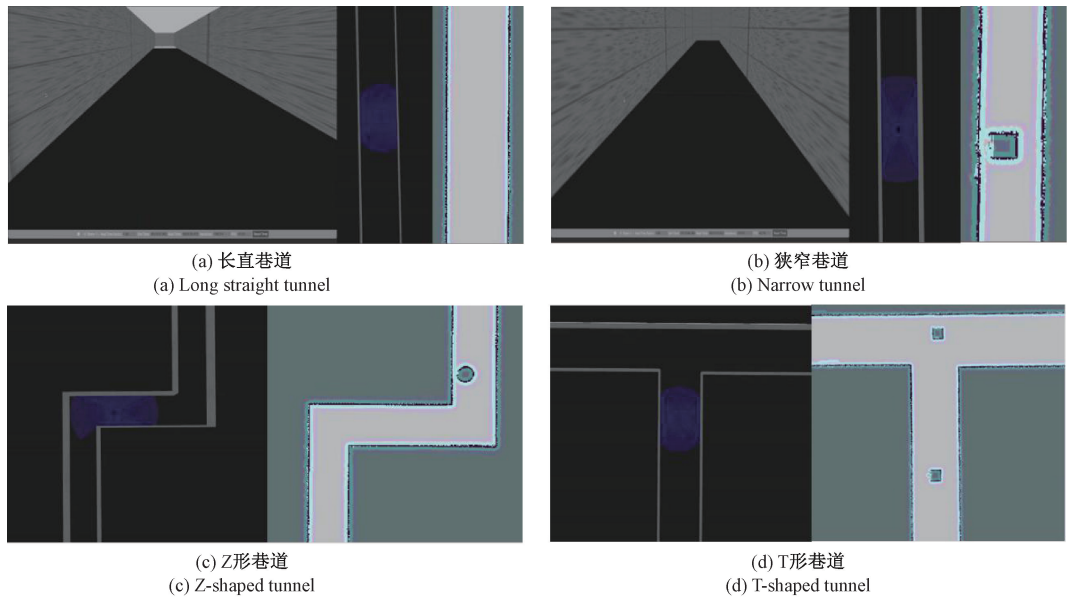


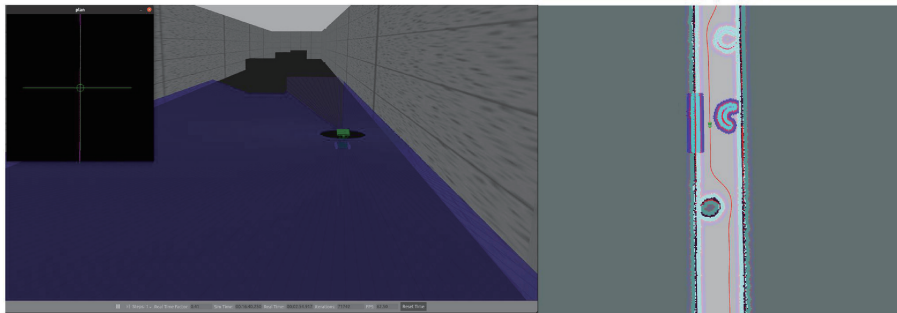
图 13 仿真巷道环境搭建

Fig. 13 Construction of a simulated tunnel environment

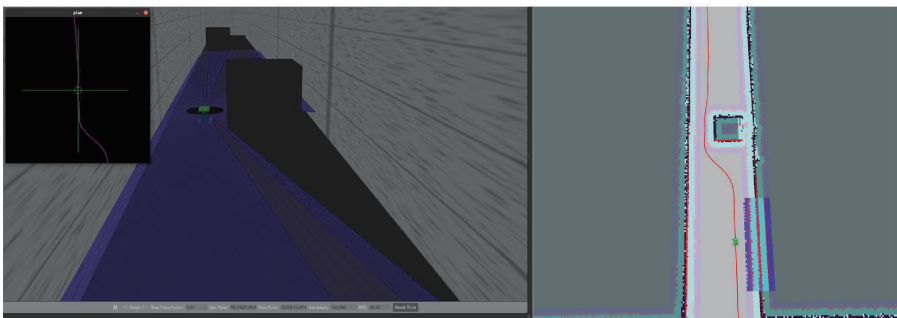
表 5 仿真巷道参数设置

Table 5 Parameter settings for simulated roadways

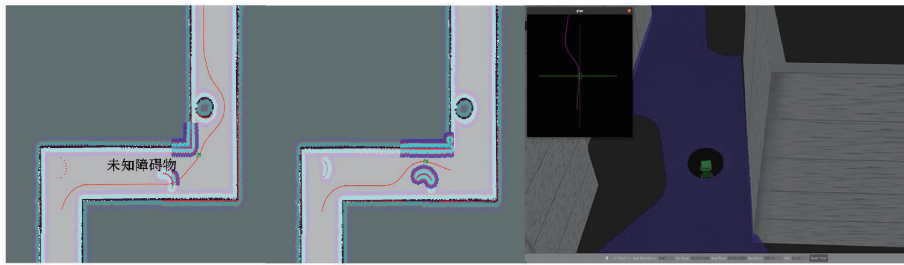
场景类型	模型尺寸	实际尺寸	主要挑战	障碍物设置
长直巷道	10 m×1 m	50 m×5 m	长距离直线导航准确性	沿途静态障碍物
狭窄巷道	5 m×0.5 m	25 m×3 m	狭窄空间精确避障	小型障碍物
Z形巷道	6 m(总长,含转弯)×1 m	30 m×5 m	多转弯路径跟随与转向准确性	转弯处和路径上的障碍物
T形巷口	6 m×1 m	30 m×5 m	交汇点导航	交汇区域的障碍物



(a) 长直巷道避障
(a) Obstacle avoidance in long straight tunnel

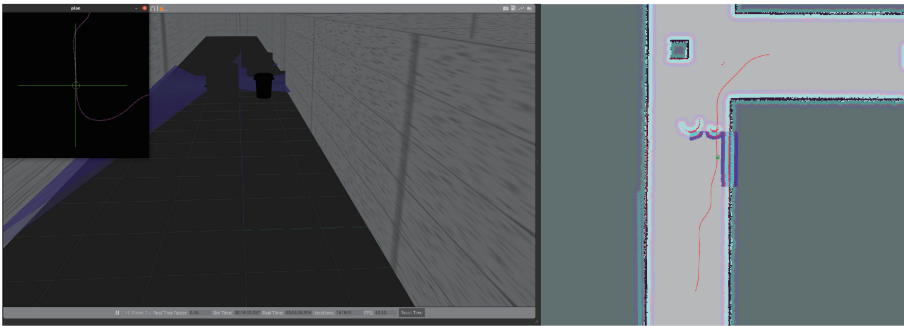


(b) 狭窄巷道避障
(b) Obstacle avoidance in narrow tunnel



(c) Z形巷道避障

(c) Obstacle avoidance in Z-shaped tunnel



(d) T形巷道避障

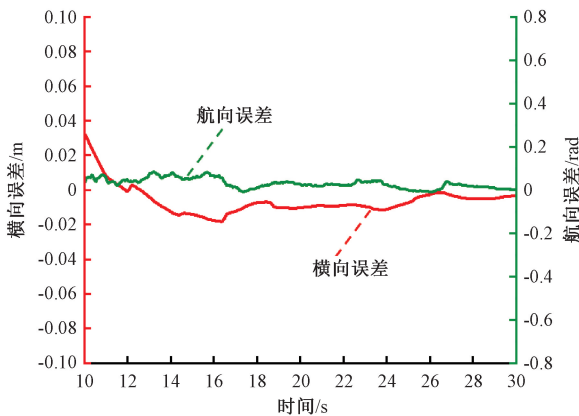
(d) Obstacle avoidance in T-shaped tunnel

图 14 不同巷道环境避障

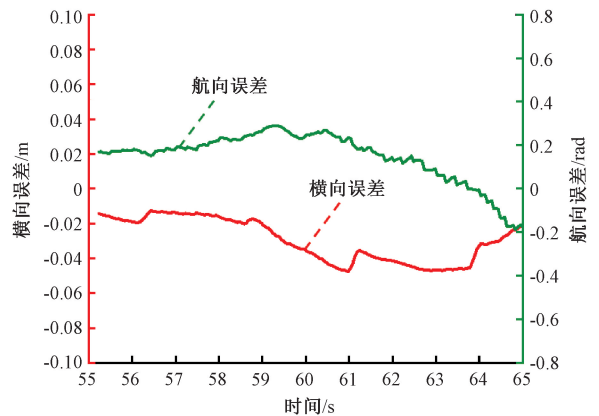
Fig. 14 Obstacle avoidance in different tunnel environments

模糊模型 PID 基于巡检机器人位置与前瞻目标点位置的误差、误差变化率,实时调整参数,确保机器人在狭窄巷道中精确导航。通过前瞻目标点是否出现在障碍物代价地图中,返回上层规划后,通过改进后的 A^* 算法重规划全局路径实现未知障碍物避障。改进的 A^* 算法启发函数引入的障碍物代价函数,使得生成的全局路径始终与障碍物保持安全距离,确保了巡检机器人在近距离障碍物环境导航避障的可靠性。

图 15 为某一段巡检机器人巷道长直路径跟踪与避障时重规划的高曲率路径跟踪的横向误差与航向误差图。对于巷道长直路径场景,控制器展现出较高的跟踪精度,如图 15(a)所示,航向误差保持稳定并围绕零点波动,控制在 ± 0.1 rad 的范围内横向误差始终约维持在 ± 0.02 m 内。对于高曲率避障路径跟踪,航向误差与横向误差均有增大,但增大幅度较小。如 15(b)所示,航向误差范围在 ± 0.2 rad 的范围内,且最大航向误差不超过 0.05 m。



(a) 长直路径航向、横向误差
(a) Heading and lateral errors of long straight path



(b) 高曲率路径航向、横向误差
(b) Heading and lateral errors of high curvature path

图 15 长直路径与高曲率避障路径航向、横向误差

Fig. 15 The heading and lateral errors of long straight paths and high curvature obstacle avoidance path

仿真结果表明,本文提出的改进 A^* 与模糊模型 PID 路径规划算法在不同煤矿巷道场景下均表现出优异性能。

提高了全局路径的安全性和平滑度,增强了煤矿巡检机器人在复杂环境下的导航稳定性、环境适应性,验证了其在

煤矿巡检机器人应用的可行性。

4 结 论

基于改进 A* 算法与模糊 PID 控制的煤矿巡检机器人路径规划方法,通过引入障碍物代价项和动态加权机制,在保证路径最优性的前提下将搜索节点减少约 65%,并结合弧长参数化 B 样条曲线平滑处理,显著提升了路径的可执行性与安全性。所设计的基于运动学模型的模糊 PID 控制器实现了参数自适应调整,使路径跟踪精度达到横向误差 ± 0.05 m、航向误差 ± 0.2 弧度范围内,有效解决了煤矿井下复杂环境中机器人导航面临的效率与精度平衡难题,为煤矿智能化巡检提供了切实可行的技术方案。

本研究验证了改进算法的优越性能,但在多动态障碍物处理、多机器人协同巡检以及算法实时性优化方面仍存在提升空间。未来研究可在以下方向深入展开:结合深度强化学习提升复杂场景下的决策智能化水平;开展实际井下环境的长期验证试验以完善算法鲁棒性;探索分布式多机器人协同路径规划策略以满足大规模煤矿区域的巡检需求,从而推动煤矿巡检机器人技术向更高层次发展。

参考文献

- [1] 葛世荣. 煤矿机器人现状及发展方向[J]. 中国煤炭, 2019, 45(7): 18-27.
GE SH R. Current situation and development direction of coal mine robots[J]. China Coal, 2019, 45(7): 18-27.
- [2] 葛世荣,胡而已,裴文良. 煤矿机器人体系及关键技术[J]. 煤炭学报, 2020, 45(1): 455-463.
GE SH R, HU ER Y, PEI W L. Classification system and key technology of coal mine robot[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(1): 455-463.
- [3] 张可琨,鲍久圣,艾俊伟,等. 基于改进 A* 与 DWA 算法的井下搬运机器人自主行走路径规划[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(11): 197-213.
ZHANG K K, BAO J SH, AI J W, et al. Path planning for autonomous navigation of underground transportation robots based on improved A* and DWA algorithms[J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(11): 197-213.
- [4] 石宏民. 煤矿巷道履带式巡检机器人系统设计[J]. 机电工程技术, 2022, 51(6): 112-115.
SHI H M. Design of track inspection robot system in coal mine roadway [J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2022, 51(6): 112-115.
- [5] PATLE B K, PANDEY A, PARHI D R K, et al. A review: On path planning strategies for navigation of mobile robot[J]. Defence Technology, 2019, 15(4): 582-606.
- [6] 孙强,孙霞. 基于改进蚁群算法的煤矿巡检机器人路径规划[J]. 煤矿机械, 2025, 46(4): 199-202.
SUN Q, SUN X. Path planning for coal mine inspection robots based on improved ant colony algorithm[J]. Coal Mine Machinery, 2025, 46(4): 199-202.
- [7] 薛光辉,刘爽,王梓杰,等. 基于改进概率路线图算法的煤矿机器人路径规划方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(6): 175-181.
XUE G H, LIU SH, WANG Z J, et al. Path planning method for coal mine robots based on improved probabilistic roadmap algorithm [J]. Industry and Mine Automation, 2023, 49(6): 175-181.
- [8] 王宏伟,李超,梁威,等. 基于改进 A* 和势场法的轮式煤矿救援机器人路径规划[J]. 煤炭科学技术, 2024, 52(8): 159-170.
WANG H W, LI CH, LIANG W, et al. Path planning for wheeled coal mine rescue robots based on improved A* and potential field method [J]. Coal Science and Technology, 2024, 52(8): 159-170.
- [9] 马小陆,梅宏. 基于改进势场蚁群算法的移动机器人全局路径规划[J]. 机械工程学报, 2021, 57(1): 19-27.
MA X L, MEI H. Mobile robot global path planning based on improved ant colony system algorithm with potential field [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(1): 19-27.
- [10] 鲍久圣,张牧野,葛世荣,等. 基于改进 A* 和人工势场算法的无轨胶轮车井下无人驾驶路径规划[J]. 煤炭学报, 2022, 47(3): 1347-1360.
BAO J SH, ZHANG M Y, GE SH R, et al. Underground driverless path planning of trackless rubber tyred vehicle based on improved A* and artificial potential field algorithm [J]. Journal of China Coal Society, 2022, 47(3): 1347-1360.
- [11] GAO Y X, DAI ZH L, YUAN J. A multiobjective hybrid optimization algorithm for path planning of coal mine patrol robot[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022: 9094572.
- [12] ZHOU W, WEI J, HU Y, et al. Application of fuzzy PID algorithm in path control of intelligent tracking vehicles [C]. 2024 WRC Symposium on Advanced Robotics and Automation (WRC SARA). IEEE, 2024: 423-429.
- [13] CHEN J, SU J W, LI J Y. Self-coupling black box model of a dynamic system based on ANN and its application[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(1): 5724831.
- [14] LE D V K, CHEN Z Y, RAJKUMAR R. Multi-sensors in-line inspection robot for pipe flaws detection[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2020, 14(1):

- 71-82.
- [15] CHENG J, ZHANG B L, ZHANG C B, et al. A model-free adaptive predictive path-tracking controller with PID terms for tractors[J]. *Biosystems Engineering*, 2024, 242: 38-49.
- [16] 朱洪波, 花荣. 煤矿巡检机器人路径规划方法[J]. *工矿自动化*, 2024, 50(7): 107-114.
ZHU H B, HUA R. Path planning method for coal mine inspection robot [J]. *Industry and Mine Automation*, 2024, 50(7): 107-114.
- [17] 薛光辉, 王梓杰, 王一凡, 等. 基于改进人工势场算法的煤矿井下机器人路径规划[J]. *工矿自动化*, 2024, 50(5): 6-13.
XUE G H, WANG Z J, WANG Y F, et al. Path planning for underground coal mine robots based on improved artificial potential field algorithm [J]. *Industry and Mine Automation*, 2024, 50(5): 6-13.
- [18] 朱洪波, 殷宏亮. 煤矿救援机器人路径规划研究[J]. *工矿自动化*, 2024, 50(12): 145-154.
ZHU H B, YIN H L. Research on path planning for coal mine rescue robots [J]. *Industry and Mine Automation*, 2024, 50(12): 145-154.
- [19] 姜媛媛, 丰雪艳. 基于改进 A* 算法的煤矿救援机器人路径规划[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(8): 53-59.
JIANG Y Y, FENG X Y. Path planning for coal mine rescue robots based on improved A* algorithm [J]. *Industry and Mine Automation*, 2023, 49(8): 53-59.
- [20] 王晶, 高亚鹏, 李海芳. 基于 A* 与 DWA 算法的果园导航机器人研究[J/OL]. *电子测量技术*, 1-16 [2025-10-30]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2175.tn.20251022.0935.006>.
WANG J, GAO Y P, LI H F. Research on orchard navigation robot based on A* and DWA algorithms [J/OL]. *Electronic Measurement Technology*, 1-16 [2025-10-30]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2175.tn.20251022.0935.006>.
- [21] 周虎, 薛冰荣. 基于改进 A* 和灰狼优化的多点测试路径规划[J/OL]. *电子测量技术*, 1-10 [2025-10-30]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2175.TN.20251021.1824.014>.
ZHOU H, XUE B R. Multi-point test path planning based on improved A* and grey wolf optimization [J/OL]. *Electronic Measurement Technology*, 1-10 [2025-10-30]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2175.TN.20251021.1824.014>.

作者简介

金智新, 教授, 主要研究方向为烟气防火与封存技术、煤矿安全理论等。

E-mail: jinzixin@tyut.edu.cn

李永安 (通信作者), 副教授, 主要研究方向为煤矿先进掘、支、运机电装备电液控制技术、新型流控元件开发等。

E-mail: lya1984610@126.com