

DOI:10.20189/j.cnki.CN/61-1527/E.202605007

基于改进 A* 与动态窗口法的核辐射环境动态路径规划

王云峰¹, 张世华², 王晓龙^{3*}, 周晓庆¹, 刘 威¹

(1. 陆军防化学院, 北京 102205;

2. 陆军某部队, 北京 102205;

3. 陆军兵种大学长春士官学校, 长春 130117)

摘 要:针对核设施巡检机器人在复杂放射性环境中路径规划面临的路径不安全和规划效率低的问题,提出一种融合辐射剂量约束的改进 A* 算法引导动态窗口法的路径规划算法(improved A* guided improved dynamic window algorithm, IA-G-IDWA)。算法构建全局-局部协同架构,在全局层面,设计归一化辐射剂量代价函数与动态权重启发式函数,使改进 A* 算法生成兼顾路径长度与辐射安全的低剂量引导路径;局部规划层面,引入含辐射惩罚项的多目标评价函数,形成辐射增强型的改进 DWA 算法。采用基于前瞻步长的局部目标点选取策略,引导改进 DWA 在跟踪全局路径的同时实现平滑、零碰撞的实时避障。通过参数灵敏度分析确定最优权重组合与前瞻步长,在块状与点状障碍物两类场景下,分别设置 10、20 个动态障碍物进行仿真实验。结果表明:IA-G-IDWA 算法能够实现零拐点、零碰撞轨迹,在 20 个动态障碍物的块状场景下,其路径长度较改进 A* 算法缩短 5.87%,累积辐射剂量较传统 DWA 算法降低 72.50%;在点状离散障碍场景下,其移动时间较改进 DWA 算法缩短 23.10%,且辐射剂量仅为传统 A* 算法的 18.75%。IA-G-IDWA 算法在保证路径效率和实时避障能力的同时,有效降低了机器人的累积受辐射剂量。

关键词:路径规划;A* 算法;动态窗口法;核辐射;前瞻步长

中图分类号:TP311.1

文献标志码:A

开放科学标识码(OSID):

文章编号:2097-2741(2026)05-0071-13



听
语
音
与
作
者
互
动
聊
科
研

随着核工业的发展,移动机器人在高放射性环境中的巡检、维护和转运任务变得日益重要。在核辐射环境中,路径规划不仅要实现基本的避障功能,更要满足安全性需求,使机器人在行进过程中受到的累积辐射剂量最小^[1]。

路径规划技术主要分为全局规划和局部规划两类。全局路径规划对局部路径规划起到引导和约束作用,局部路径规划通过实时感知,对全局路径进行快速反馈与修正^[2]。常用的全局路径规划算法主要有 A* 算法^[3-5]、Dijkstra 算法^[6]、快速扩展随机树(rapidly-exploring random tree, RRT)^[7-8]、概

率路线图(probabilistic roadmap, PRM)^[9]、蚁群算法^[10]等,其依据完整的环境信息,寻找从起点到终点的最优或近似最优路径。局部路径规划算法以动态窗口法(dynamic window algorithm, DWA)^[11-12]、人工势场法(artificial potential field, APF)^[13]为代表,根据环境变化,实时进行局部决策,适用于动态环境下的路径规划。

核辐射环境下的全局路径规划算法中,A* 算法应用最普遍。传统 A* 算法的设计目标是获得最短路径,但在搜索效率方面存在不足,生成的路径通常呈折线状,不够平滑,不符合机器人实际运动学

收稿日期:2026-01-28

修回日期:2026-04-01

录用日期:2026-05-29

第一作者:王云峰(1990—),男,工程师,主要从事智能算法及应用研究。

* 通信作者:王晓龙(1988—),男,副教授,主要从事地面无人装备研究。

引用格式:王云峰,张世华,王晓龙,等. 基于改进 A* 与动态窗口法的核辐射环境动态路径规划[J]. 火箭军工程大学学报,2026,40(5): 71-83. Wang Yunfeng, Zhang Shihua, Wang Xiaolong, et al. Improved A* and dynamic window algorithm-based dynamic path planning under nuclear radiation environment[J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2026, 40(5): 71-83.

特性^[14],且缺少辐射剂量评估,其路径通常带有高风险。为解决 A* 算法在核辐射环境中路径不平滑、安全性不足的问题,陶龙龙等^[15]提出一种改进的 A* 算法,采用累积剂量作为实际代价,用预估剂量作为估计代价来引导最优路径,有效减少了路径辐射剂量;赵恒柱等^[16]提出一种改进平滑 A* 算法,以吸收剂量为代价,引入避障加权优化和平滑优化,提高了 A* 算法的搜索效率和路径质量;张彪等^[17]提出一种权重方案,采用均匀细分原理,对折线路径平滑优化,使用反距离权重插值法补充栅格边缘剂量值,实现了对搜索效率与辐射防护效果的双重优化。

目前,关于核辐射环境的局部路径规划研究较少。邱滕文等^[18]提出改进人工势场-A* 算法,通过辐射源、障碍物斥力函数、目标点引力函数计算栅格合力,使规划的路径远离障碍物和辐射源,减少了机器人行进过程中的碰撞;Xiang 等^[19]提出一种改进的 A* 算法与 DWA 算法相结合的实时路径规划方法,引入辐射评估函数、自适应权重调整策略和速度变化惩罚项,实现实时避障。

单一的全局路径规划缺乏对局部环境变化的动态响应能力,导致路径不够平滑;而纯粹的局部规划可能效率低下或陷入局部最优,无法兼顾受辐射剂量积累。因此,本文立足于全局与局部协同规划,提出一种融合辐射剂量约束的改进 A* 引导 DWA 算法的路径规划方法(improved A* guided improved dynamic window algorithm, IA-G-IDWA),兼顾全局最优和局部动态反应,使移动机器人在强辐射、复杂障碍环境中实现安全、高效通行的路径规划。

1 A* 算法和 DWA 算法

1.1 A* 算法

A* 算法是一种基于启发式函数的搜索算法,利用启发信息寻找最优路径,其优点在于向目标点移动时引入了启发信息作为决策辅助,因此,不需要遍历整个地图。相较于 Dijkstra 算法^[6],其在降低计算复杂度的同时,搜索路径更为直接,其评价函数 $f(n)$ 由两部分组成^[13],即

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

式中: n 为当前节点; $f(n)$ 为路径总距离代价; $g(n)$ 为起点到当前节点的实际路径长度,即实际代价函数; $h(n)$ 为启发式预计代价函数,表示从当前节点

到目标点的预计距离代价,常用的 $h(n)$ 计算方法是欧式距离法。

1.2 DWA 算法

DWA 算法广泛应用于移动机器人局部路径规划与实时动态避障,其核心思想是根据机器人的速度、角速度动力学约束,构建一个动态窗口,即当前时刻可行的速度组合集 $V = (v, \omega)$ ^[20]。模型示意如图 1 所示,结合障碍物位置,对集内每组候选速度前向模拟,预测机器人未来短时间内的运动轨迹。基于目标朝向、障碍物距离、行进速度等评价指标,评估得出最优运动轨迹。

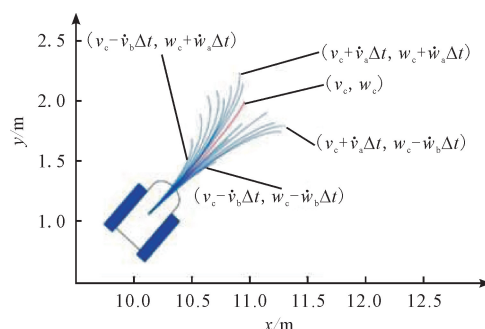


图 1 DWA 算法机器人运动模型

Fig. 1 Motion model of the robots using DWA algorithm

实际应用中,速度组合集 V 采样需考虑机器人的性能和环境因素。机器人移动受自身最大、最小速度约束,即

$$V_i = v \in [v_{\min}, v_{\max}] \cap \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}] \quad (2)$$

式中: $v_{\min}$ 、 $v_{\max}$ 分别为机器人最小、最大线速度; $\omega_{\min}$ 、 $\omega_{\max}$ 分别为最小、最大角速度。受其自身电动机影响,机器人线、角加速度增速有限:

$$V_j = (v, \omega) \mid v \in [v_c - \dot{v}_b \Delta t, v_c + \dot{v}_a \Delta t] \cap \omega \in [\omega_c - \dot{\omega}_b \Delta t, \omega_c + \dot{\omega}_a \Delta t] \quad (3)$$

式中: $\dot{v}_a$ 、 $\dot{v}_b$ 分别为最大加、减线速度; $\dot{\omega}_a$ 、 $\dot{\omega}_b$ 分别为最大加、减角速度; v_c 、 ω_c 分别为其当前线、角速度。为避免碰撞障碍物,机器人最大线、角速度控制范围为

$$V_k = (v, \omega) \mid v \leq \sqrt{2 \cdot \text{Dist}(v, \omega) \cdot \dot{v}_b} \cap \omega \leq \sqrt{2 \cdot \text{Dist}(v, \omega) \cdot \dot{\omega}_b} \quad (4)$$

式中: $\text{Dist}(v, \omega)$ 为预测轨迹上当前距离障碍物的最小值。

综上,DWA 算法路径规划速度组合集 $V = (v, \omega)$ 应约束在 $V = V_i \cap V_j \cap V_k$ 范围内。同时,其对每条预测的轨迹进行评分,选择分数最高的作为综合最优路径并执行。

$$f(v, \omega) = \alpha \cdot \text{Heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{Od}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{Velocity}(v, \omega) \quad (5)$$

式中: $f(v, w)$ 为当前速度组合评价函数, 评分越高, 表示路径越理想。Heading(v, w) 为方向评价函数, 调整方位角使机器人朝向目标点位置; Od(v, w) 为避障评价函数, 表示机器人与障碍物之间的距离; Velocity(v, w) 为速度评价函数, 当前速度越大则评分越高; α, β, γ 分别为方向系数、安全系数和速度系数。

DWA 算法计算高效、响应迅速, 能有效实时动态避障, 但其仅依赖局部感知信息, 缺乏全局路径引导, 易陷入局部最优^[21]。

2 IA-G-IDWA 算法

为实现全局优化与局部动态避障的协同, 提出融合改进 A* 算法与改进 DWA 算法的路径规划策略。利用改进 A* 规划低辐射代价的全局引导路径, 借助改进 DWA 实现实时动态避障与局部轨迹辐射优化, 从而确保最终路径的高效性与安全性。

2.1 改进 A* 算法

针对传统 A* 算法的局限性, 将归一化受辐射剂量纳入实际代价函数, 并采用动态加权启发式策略优化预估代价, 有效平衡路径搜索效率与辐射安全。

2.1.1 当前代价函数

传统 A* 算法旨在解决路径最短问题, 核辐射环境下, 改进 A* 算法需考虑机器人受到的辐射剂量影响, 其规划后的离散化全局路径为 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ 。当机器人前进至节点 $P_n, n = 1, 2, \dots, N$ 时, 其累积受辐射剂量与地图最大平均辐射剂量比值为归一化辐射剂量 $Dose(n)$ 。

$$Dose(n) = \frac{\sum_{m=1}^n Dose(P_m)}{D_{\max}/L} \quad (6)$$

式中: $\sum_{m=1}^n Dose(P_m)$ 为前进至节点 P_n 的累积受辐射剂量; $D_{\max}$ 为场景最大辐射剂量; L 为辐射地图最短边。考虑归一化方式除以空间尺度, 使剂量指标反映等效单位长度最大暴露量, 较仅除以 $D_{\max}$ 更具代表性。将归一化辐射剂量加入当前代价评价函数, 可表示为

$$g(n) = \alpha_L \times \text{Length}(n) + \alpha_D \times Dose(n) \quad (7)$$

Length(n) 为当前行进至节点 P_n 的实际路径长度与起、终点欧氏距离比值的归一化路径长度; α_L, α_D 分别为归一化长度和剂量的权重系数。改

进 A* 算法以机器人受到的吸收剂量为代价, 采用 8 方向搜索方式寻找路径, 允许对角线方向移动, 如图 2 所示。

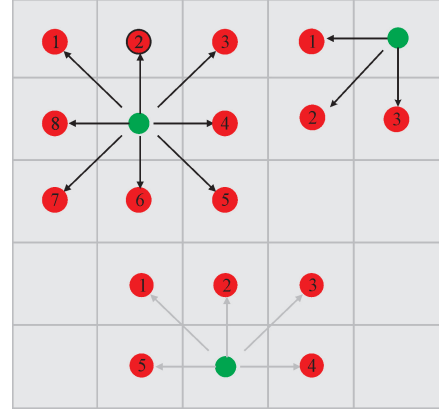


图 2 改进 A* 算法机器人 8 方向搜索

Fig. 2 Eight-directional robot search using the improved A* algorithm

2.1.2 预计代价函数

传统 A* 算法的启发式函数通常以距目标点最近距离方向作为引导, 在均匀代价环境中表现良好。但在辐射场等风险敏感场景中, 传统几何启发函数无法兼顾距离和辐射剂量等多目标权衡, 导致规划路径虽短, 但要穿越高剂量区域。因此, 引入一种辐射敏感的动态权重启发函数, 可表示为

$$h(n) = \omega(n) \times \frac{E_{\text{Dose}}}{D_{\max}} + (1 - \omega(n)) \times \frac{\text{Euc}_{C \rightarrow G}}{\text{Euc}_{S \rightarrow G}} \quad (8)$$

式中: E_{Dose} 为当前点 C 到目标点 G 的预估辐射总剂量; $\text{Euc}_{C \rightarrow G}$ 为其欧氏距离; $\text{Euc}_{S \rightarrow G}$ 为起点到目标点欧氏距离。

$$E_{\text{Dose}}(k) = \sum_{k=1}^n R(i_k, j_k) \Delta s, \quad n = \max(10, \text{round}(\text{Euc}_{C \rightarrow G})) \quad (9)$$

式中: n 为由 C 到 G 的直线上均匀采样的个数, E_{Dose} 采用直线积分近似法估算剩余总辐射剂量, $n \geq 10$; $\text{round}(\text{Euc}_{C \rightarrow G})$ 为欧氏距离取整; $R(i_k, j_k)$ 为第 k 个采样点的辐射剂量率; Δs 为归一化单位长度。

$\omega(n)$ 为取值在 $[0, 1]$ 范围内的权重系数, 用来动态调整剂量安全和路径长度占比, 其表达式为

$$\omega(n) = \log_2 \frac{1 + D_{\text{Local}}(n)/D_{\max}}{2} \quad (10)$$

式中: $D_{\text{Local}}(n)$ 为当前点 (i_n, j_n) 受辐射剂量。当前点 n 位于低辐射区域时, $D_{\text{Local}}(n)$ 小, $\omega(n)$ 趋于 0, 启发式函数 $h(n)$ 主要由欧氏距离 $\text{Euc}_{C \rightarrow G}$ 决定, 算法优先寻找最短路径; 当前点 n 位于高辐射区域, $D_{\text{Local}}(n)$ 大, $\omega(n)$ 趋近于 1, $h(n)$ 由预估剂

量 E_{Dose} 决定, 算法优先寻找低剂量路径。

改进策略保留了 A* 算法特征, 通过预估剂量与欧式距离动态自适应调整权重, 使路径在低风险区域按照距离导向, 在高风险区域转向安全导向, 在降低路径总辐射剂量的同时, 避免陷入局部最优。

2.2 改进 DWA 算法

改进 DWA 算法通过前瞻步长选取局部目标点, 并代入包含距离评价和辐射惩罚的改进评价函数中, 选取兼顾距离、动态避障、低辐射的局部轨迹。

2.2.1 局部目标点选取

为实现全局最优性与局部动态避障能力的有效融合, 本章基于前瞻策略^[22]选取局部近邻目标点, 引导改进 DWA 算法沿改进 A* 算法规划的全局参考路径前进。在改进 A* 算法规划的离散化全局参考路径 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ 中, 寻找距机器人 t 时刻位置 $S_t = (x_t, y_t)$ 最近的路径点, 推导过程如下。

$$i = \arg \min_{m \in \{1, 2, \dots, N\}} \text{Euc}_{S_t \rightarrow P_m} \quad (11)$$

确定最近点索引 i 后, 沿路径向前跳跃 LS 步, 作为前瞻步长 (look-ahead steps), 得到局部目标点, 可表示为

$$P_{\text{Local}} = P_{\min(i+LS, N)} \quad (12)$$

用局部目标点替代原目标点, 输入至 DWA 算法评价函数中。在考虑动态障碍物实时位置及局部辐射场条件下, DWA 算法搜索最优速度 (v, ω) , 驱动机器人朝向 P_{Local} 运动。局部目标点 P_{Local} 继承了改进 A* 算法全局路径的低辐射特性, 并为 DWA 算法提供平滑的全局引导。与直接指向路径终点相比, 基于 P_{Local} 的前瞻搜索更符合机器人运动路径曲率的航向角, 并能够依据 DWA 算法的实时动态避障。

2.2.2 改进评价函数

传统 DWA 算法评价函数通过方向、速度、避障评价函数鼓励机器人朝目标方向快速前进, 但缺少路径长度优化。因而引入全局距离评价项以强化目标导向性, 并新增辐射惩罚项, 避免盲目追求最短路径而穿越高辐射区, 以实现安全性与效率的平衡。图 3 为改进 DWA 算法机器人行进轨迹示意图, 根据式 (5) 更新 DWA 的评价函数:

$$G(v, \omega) = \alpha \cdot \text{Heading}(v, \omega) + \beta \cdot \text{Od}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{Velocity}(v, \omega) + \sigma \cdot \text{Dist}(v, \omega) - \mu \cdot C_{\text{Dose}} \quad (13)$$

上述 5 项指标均与机器人速度组合集 (v, ω) 有关, 为方便对比评价, 将上述五项指标归一化处理。

$$\text{Heading}(v, \omega) = \frac{\cos \theta + 1}{2} \quad (14)$$

式中: θ 为机器人当前方向与当前位置指向目标点方向间的夹角; θ 越小, $\text{Heading}(v, \omega)$ 评分越高。

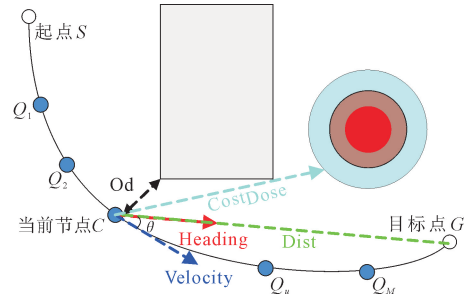


图 3 改进 DWA 算法机器人行进示意图

Fig. 3 Schematic of robot motion using the improved DWA algorithm

$$\text{Od}(v, \omega) = \min(\text{Euc}_{C \rightarrow O}, d_{\max}) / d_{\max} \quad (15)$$

式中: $\text{Euc}_{C \rightarrow O}$ 为当前节点到障碍物的欧氏距离; $d_{\max}$ 为机器人超声传感器感知范围, 通常取 $2 \sim 5 \text{ m}$ ^[23]。行进轨迹距障碍物越远, $\text{Od}(v, \omega)$ 评分越高。

$$\text{Velocity}(v, \omega) = v / v_{\max} \quad (16)$$

式中: v 为机器人当前线速度; $v_{\max}$ 为其最大线速度。当前速度越大, $\text{Velocity}(v, \omega)$ 评分越高。

$$\text{Dist}(v, \omega) = \text{Euc}_{C \rightarrow G} / \text{Euc}_{S \rightarrow G} \quad (17)$$

式中: $\text{Dist}(v, \omega)$ 距离评价函数为当前节点到目标点欧式距离 $\text{Euc}_{C \rightarrow G}$ 与起点到目标点欧式距离 $\text{Euc}_{S \rightarrow G}$ 之比, 实际取负值, 距离越小, 得分越高。

为评估 DWA 算法路径 $Q = \{Q_1, Q_2, \dots, Q_M\}$ 的辐射风险, 引入辐射剂量惩罚项 C_{Dose} , 与式 (6) 中归一化辐射剂量相同, 定义其为路径上所有离散点剂量 $D_{\text{Local}}(Q_u)$ 之和与辐射场景最大平均辐射剂量 $D_{\max}/L$ 之比。 σ, μ 分别为距离和辐射剂量惩罚系数。

$$C_{\text{Dose}} = \frac{\sum_{u=1}^M D_{\text{Local}}(Q_u)}{D_{\max}/L} \quad (18)$$

若某一速度采样导致机器人进入高辐射区域, 轨迹存在高剂量点, C_{Dose} 会急剧增大, 施加高惩罚, 使该速度组合评分降低。调整惩罚系数 μ , 设置法规避高剂量辐射的优先级高于速度和方向优先级。

综上, IA-G-IDWA 在全局和局部路径规划都将规避辐射作为优化项, 通过动态调整, 使辐射剂量和路径长度平衡, 合理选取局部目标点, 通过全局规划、分段跟踪、实时避障的协同策略, 实现复杂核环境下兼顾全局最优性、局部安全性与辐射规避

能力的自主导航。

IA-G-IDWA 算法流程如图 4 所示。

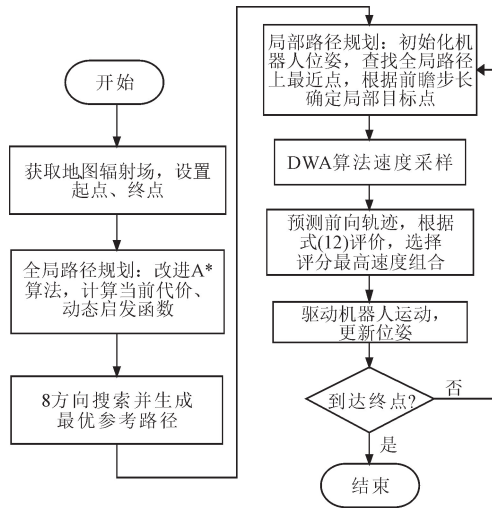


图 4 IA-G-IDWA 算法流程

Fig. 4 Flow chart of IA-G-IDWA algorithm

3 参数灵敏度分析

改进 A* 的全局代价权重、改进 DWA 的局部评价权重及前瞻步长 LS 是影响路径规划的关键参数。参数灵敏度与辐射源环境分布紧密相关,不同源强分布会改变辐射场梯度特征,进而影响规划路径长度与辐射代价,最优权重组合也不同。为量化各参数对辐射环境的响应变化,合理确定配置区间,通过控制变量法进行灵敏度分析,为 IA-G-IDWA 算法稳定运行提供支撑。

实验模拟典型核设施室内巡检场景^[24-25],反映多源辐射场剂量的空间梯度变化,验证算法避辐能力。场景设置为边长 $L=50$ m 的正方形区域,路径规划的辐射场地图采用 40×40 分辨率的栅格构建。辐射场由 5 个已知的高斯分布辐射源叠加而成,源强及分布如表 1 所示。其中,最大辐射剂量 $D_{\max}=2.5 \mu\text{Sv}$,最大对角线距离 $L_{\max}=50\sqrt{2}$ m。机器人在任务开始前已具备完整的全局辐射剂量地图先验信息,辐射剂量范围如表 2 所示。

表 1 辐射源分布及强度

Table 1 Distribution and intensity of radiation sources

参数	源 1	源 2	源 3	源 4	源 5
坐标	(42,43)	(16,42)	(35,30)	(37,8)	(13,8)
强度/ μSv	1.0	0.7	0.8	1.2	0.9
半径/m	3.5	5.0	3.0	2.5	3.0

表 2 辐射剂量范围

Table 2 Radiation dose ranges

颜色	含义	辐射剂量范围
蓝色	低辐射区	$0 < \text{Dose} \leq 0.2$
黄色	中等辐射区	$0.2 < \text{Dose} \leq 0.6$
红色	高辐射区	$\text{Dose} > 0.6$

依据典型轮式移动机器人动力性能和传统经验值设定,确保规划轨迹符合物理实际^[26],仿真时间步长通常设为 0.15 s,速度采样分别为 $\Delta v = 0.2$ m/s、 $\Delta \omega = 0.05$ rad/s。圆形机器人半径为 0.5 m,其最大线速度为 5 m/s,最大角速度为 $\pi/3$ 。在代价函数中,辐射剂量项的权重系数设为 35 ,机器人与障碍物间的最小安全距离设定为 0.2 m。起点坐标为 $(5,45)$,初始朝向角为 $-\pi/4$;终点坐标为 $(45,5)$,起点到终点欧式距离为 $40\sqrt{2}$ m。

3.1 改进 A* 权重系数

当前代价函数 $g(n)$ 中的权重系数 α_L 、 α_D 仅作用于实际已行路径的评估,不影响预计代价函数 $h(n)$ 。而 $h(n)$ 为辐射、距离敏感型启发函数,其自适应权重 $w(n)$ 与局部辐射剂量有关。因此,改进 A* 算法的性能受系数 α_L 、 α_D 影响。Length(n)、Dose(n) 已做归一化处理,为确定最优权重组合, $\alpha_L + \alpha_D = 1$ 的约束下,测试 10 组 α_L 、 α_D 参数组合对路径性能的影响,结果如表 3 所示,全局路径规划如图 5 所示。

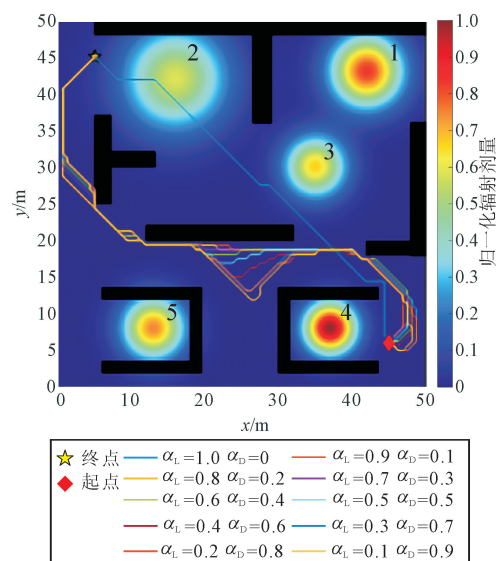


图 5 改进 A* 算法 10 组权重下的全局路径

Fig. 5 Global path of improved A* algorithm under 10 sets of weight

当 $\alpha_L = 1$ 、 $\alpha_D = 0$ 时,算法退化为传统 A^* , 仅以几何路径最短为目标, 所得路径长度为 59.56 m, 但当穿越高辐射区域时, 累积辐射剂量高达 $0.109 \mu\text{Sv}$ 。随着 α_D 增大, 算法更侧重辐射安全, 辐射剂量呈逐渐下降趋势, 同时路径长度有所增加, 但在 $\alpha_D \geq 0.7$ 后趋于平缓, 表明辐射安全进入饱和阶段。

表 3 改进 A^* 算法 10 组权重下的路径数据

Table 3 Path data of improved A^* algorithm under 10 sets of weight

序号	α_L	α_D	路径长度/m	辐射剂量/ μSv	当前代价 $g(n)$	预计代价 $h(n)$	评价函数 $f(n)$
1	1.0	0	59.56	1.09×10^{-1}	1.053	0.313	1.366
2	0.9	0.1	77.18	1.77×10^{-3}	1.232	0.433	1.665
3	0.8	0.2	78.07	1.73×10^{-3}	1.111	0.431	1.542
4	0.7	0.3	78.07	1.74×10^{-3}	0.977	0.430	1.407
5	0.6	0.4	80.46	1.68×10^{-3}	0.867	0.420	1.287
6	0.5	0.5	80.25	1.74×10^{-3}	0.727	0.424	1.151
7	0.4	0.6	83.31	1.70×10^{-3}	0.610	0.416	1.026
8	0.3	0.7	86.99	1.65×10^{-3}	0.485	0.406	0.891
9	0.2	0.8	86.63	1.68×10^{-3}	0.333	0.407	0.740
10	0.1	0.9	87.52	1.68×10^{-3}	0.336	0.407	0.743

当 $\alpha_L = 0.2$ 、 $\alpha_D = 0.8$ 时, 其评价函数 $f(n)$ 值最优, 路径长度为 86.63 m, 较传统 A^* 算法增加约 45.4%, 但累积辐射剂量仅为 $1.68 \times 10^{-3} \mu\text{Sv}$, 不足传统 A^* 算法的 1.6%, 是最优权重组合。由图 5 可以看出, 传统 A^* 算法为追求最短路径而穿越辐射源 2, 改进 A^* 算法路径则有效避开了辐射源核心区, 体现了改进算法在复杂辐射场中兼顾安全性与可行性的优势。

3.2 改进 DWA 评价函数权重系数

改进 DWA 的评价函数包含方向、避障、速度、目标距离及辐射剂量惩罚 5 项指标。为实现辐射规避、动态避障、路径效率协同优化, 采用分层软惩罚机制参数搜索策略^[27-28], 用于优化改进 DWA 评价函数中的权重参数。

辐射环境动态路径规划, 首要考虑辐射安全, 其惩罚系数 μ 要高于其他项; 动态避障权重系数 β 为次高优先级, 确保机器人在障碍环境中的安全裕

度; 目标距离系数 σ 影响路径长短, 是辐射剂量累积的关键因素, 其优先级居中; 权重系数 α 、 γ 分别辅助方向和速度控制, 但不主导决策, 其优先级次之。简化设置各权重系数范围为 $\alpha \in [1, 3]$ 、 $\beta \in [3, 5]$ 、 $\gamma \in [0.2, 1]$ 、 $\sigma \in [2, 4]$ 、 $\mu \in [4, 8]$ 。确保辐射安全项在评价函数中占主导地位, 同时兼顾其他指标的调节作用, 各权重系数的搜索空间被严格约束在与优先级相匹配的数值区间。

构建任务导向代价函数 $J(\epsilon)$, 用于量化参数组合 $\epsilon = \{\alpha, \beta, \gamma, \sigma, \mu\}$ 的导航性能, 并通过随机采样与局部扰动相结合的方式搜索最优参数组合。区别于将碰撞视为不可接受事件的硬约束, 采用三层软惩罚机制, 区分成功到达、未到达目标与碰撞 3 种情形。

$$J = \begin{cases} 0.6l_{\text{path}}/l_{\text{euc}} + 0.4C_{\text{Dose}} & , \text{成功} \\ 1 + 0.6l_{\text{surp}}/l_{\text{euc}} + 0.3l_{\text{path}}/l_{\text{euc}} + 0.1C_{\text{Dose}} & , \text{未达} \\ 3 - t/T_{\text{max}} & , \text{碰撞} \end{cases} \quad (19)$$

式中: t/T_{max} 表示轨迹完成度; t 为发生碰撞时的仿真步数; T_{max} 为仿真总步数; l_{path} 为实际轨迹长度; l_{surp} 为轨迹终点至目标点剩余距离的欧氏长度; l_{euc} 为起点至目标点欧氏距离。其他常数为基于任务优先级设定的固定参考值, 非可调超参数。

成功情形以路径效率和受辐射剂量为核心, $J \in (0, 1)$, 路径越短、辐射越低, 代价越低; 未达情形以接近目标程度为主导, $J \in [1, 2)$, 引入固定值 1 确保其代价高于成功到达, 同时按剩余距离、路径冗余、辐射水平加权惩罚; 碰撞情形反映失败严重性, $J \in [2, 3)$, 碰撞发生越晚, 代价越低, 并保留失败样本信息, 引导优化器向可行域演化。常数配置旨在使代价函数 J 区分不同优先层级, 为参数优化提供稳定梯度信号。

保持仿真环境不变, 在全局探索阶段, 生成 10 组均匀随机参数样本, 作为初始候选集。开发阶段, 从第 1 次评估开始, 每次选取当前最优参数为中心, 施加高斯扰动, 并将扰动结果确定在合适区间, 形成新候选解。闭环仿真评估 10 次, 其结果如表 4 所示。

经比较, 综合代价 $J = 3.1839$ 最小, 选取 $\alpha = 2.63$ 、 $\beta = 4.81$ 、 $\gamma = 0.3$ 、 $\sigma = 3.83$ 、 $\mu = 6.53$ 作为权重系数。该组合受限于代价函数 J 中人工设定的指标权重, 由此设定下的合理解, 与 IA-G-IDWA 算法的权重系数较为接近, 但不具备通用性。

表 4 J 函数闭环仿真评估 10 次结果

Table 4 Results of 10 J-function closed-loop simulation evaluations

序号	J	α	β	γ	σ	μ
1	3.192 5	1.20	3.56	0.64	3.92	7.86
2	3.183 9	2.63	4.81	0.30	3.83	6.53
3	3.188 6	1.32	4.94	0.97	2.97	7.20
4	3.202 3	1.28	3.84	0.93	3.58	7.84
5	3.208 6	2.31	3.07	0.88	3.87	6.71
6	3.193 1	2.52	4.49	0.51	3.31	4.68
7	3.198 4	2.41	3.06	0.42	2.09	4.39
8	3.211 8	2.65	4.39	0.45	3.90	4.14
9	3.190 4	1.88	3.76	0.81	3.59	4.75
10	3.188 6	1.98	3.89	0.72	3.42	7.02

3.3 前瞻步长

前瞻步长 LS 决定局部目标点的选取,影响整个改进 DWA 算法的路径规划^[29]。若 LS 过小(如 LS=1),局部目标紧贴当前位置,轨迹缺少远景规划,机器人频繁减速、转向,轨迹抖动大;若 LS 过大(如 LS=15),局部目标远离当前位姿,轨迹可能强行穿越障碍物区域,丧失局部避障灵活性;LS 取适中值(如 LS 取 5~10),可在路径跟踪精度与避障响应性之间取得平衡。

为确定合适的 LS,选择 IA-G-IDWA 算法权重系数 $\alpha_L=0.2$ 、 $\alpha_D=0.8$ 、 $\alpha=2.63$ 、 $\beta=4.81$ 、 $\gamma=0.3$ 、 $\sigma=3.83$ 、 $\mu=6.53$,采用控制变量法对比 LS 取值为 4~13 时的路径轨迹,其路径数据如表 5 所示,轨迹见图 6。

表 5 10 组前瞻步长路径数据

Table 5 Path data for 10 sets of look-ahead steps

序号	前瞻步长 LS	路径 长度/m	辐射 剂量/ μSv	行进 步数	拐点 数量	扩展 节点
1	4	74.04	4.4×10^{-3}	278	166	546
2	5	72.72	4.9×10^{-3}	274	161	546
3	6	71.67	5.3×10^{-3}	281	173	546
4	7	72.12	5.4×10^{-3}	304	201	546
5	8	72.33	6.1×10^{-3}	303	192	546
6	9	71.76	7.0×10^{-3}	300	183	546
7	10	71.55	7.7×10^{-3}	295	172	546
8	11	71.37	8.6×10^{-3}	299	158	546
9	12	71.28	9.2×10^{-3}	302	149	546
10	13	71.25	9.1×10^{-3}	297	134	546

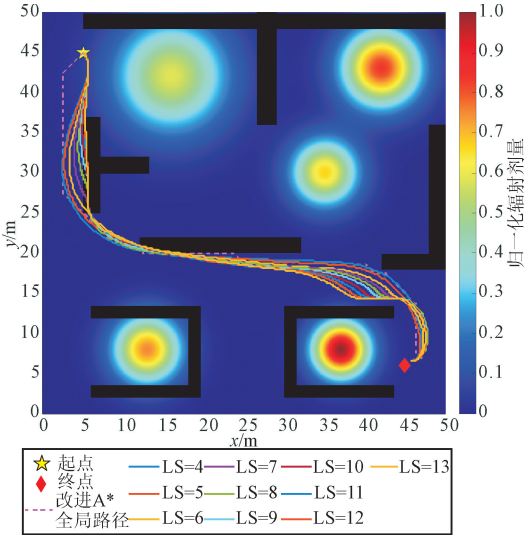


图 6 10 组前瞻步长路径轨迹

Fig. 6 Path trajectories obtained using 10 sets of look-ahead step values

由表 5 及图 6 可以看出,随着 LS 增大,路径长度趋于收敛并缩短,由 74.04 m 降至 71.25 m,表明大前瞻步长有助于提升路径平滑性;拐点数量先增后减,在 LS 取 7 时,拐点数量最大,而后轨迹抖动减弱;行进步数基本稳定在 274~304 步之间,运动效率未受明显影响。但受辐射剂量随 LS 增加而上升,由 $4.4\times10^{-3}\mu\text{Sv}$ 升至 $9.2\times10^{-3}\mu\text{Sv}$,大前瞻步长对局部目标执行次数多、时间长,累积受辐射剂量增加。基于上述分析,前瞻步长 LS 取 6。此时,路径长度为 71.67 m 接近最优;辐射剂量为 $5.3\times10^{-3}\mu\text{Sv}$,尚未出现急剧上升;拐点数量为 173,处于中等水平。如此,能够有效兼顾 IA-G-IDWA 算法在复杂核环境下的路径精度、辐射规避与动态响应灵活性。

4 实验仿真

为验证 IA-G-IDWA 算法在不同障碍配置下的适应性,构建静态、动态障碍物与块状、点状离散分布的组合场景。为确保实验的可复现性,静态障碍物布局通过 MATLAB 随机数生成器 rng(3) 初始化^[30],分别引入 10、20 个点状动态障碍物,其初始位置及运动方向通过随机数生成器 rng(1) 生成,以 0.3~0.7 m/s 的速度沿随机方向做直线运动,当触及环境边界时,以同样速度反弹持续运动。设置 A* 和改进 A* 算法,机器人沿路径行走速度为 1.5 m/s。碰撞事件定义为机器人中心与任一障碍物的距离小于安全阈值 0.6 m。

对比传统 A*、改进 A*、传统 DWA、改进

DWA 和 IA-G-IDWA5 种算法,分析轨迹长度、行进步数、移动时间、拐点数量、扩展节点数、辐射剂量代价、碰撞次数、碰撞概率性能指标,各算法权重参数设置如表 6 所示。

表 6 5 种算法权重参数设置

Table 6 Weight parameter settings for 5 algorithms

算法类别	α_L	α_D	α	β	γ	σ	μ
A*	1	—	—	—	—	—	—
改进 A*	0.2	0.8	—	—	—	—	—
DWA	—	—	2.63	4.81	0.3	—	—
改进 DWA	—	—	2.63	4.81	0.3	3.83	6.53
IA-G-IDWA	0.2	0.8	2.63	4.81	0.3	3.83	6.53

注:“—”表示此算法不设置相关参数。

4.1 块状障碍物场景路径轨迹

块状静态障碍物场景设置同灵敏度分析情形,地图边长、分辨率、辐射源强及分布、仿真步长、速度采样频率等参数不变。改变起点坐标为(48,45),初始朝向角为 $-\pi/4$;终点坐标为(1,1)。分别设置 10、20 个动态点状障碍物运行 5 种算法,其轨迹如图 7、图 8 所示,路径性能对比如表 7、表 8 所示。

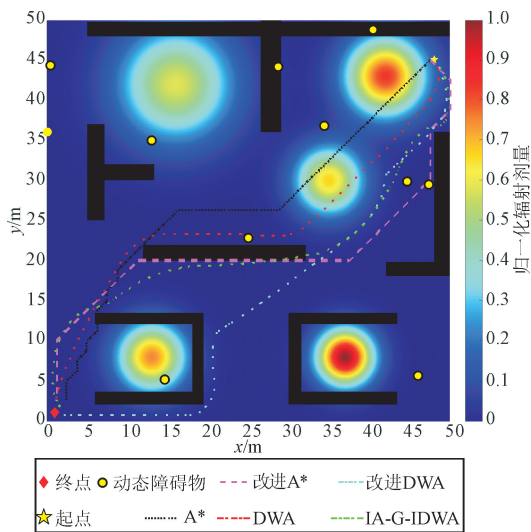


图 7 10 个动态障碍物环境路径轨迹

Fig. 7 Path trajectory in an environment with 10 dynamic obstacles

表 7 块状静态、10 个动态障碍物环境路径性能对比

Table 7 Comparison of path performance in an environment with block static and 10 dynamic obstacles

算法	路径长度/m	行进步数	移动时间/s	拐点数量	扩展节点	剂量代价	碰撞次数	碰撞概率/%
A*	68.46	305	—	13	616	0.123	14	4.59
改进 A*	79.11	352	—	7	459	0.015	5	1.42
DWA	72.25	301	45.15	0	0	0.076	0	0
改进 DWA	74.85	353	52.95	0	0	0.027	0	0
IA-G-IDWA	71.61	343	51.45	0	459	0.021	0	0

A* 算法与改进 A* 算法生成的路径是在静态环境中未考虑动态障碍物的理想轨迹,实际运行中临近动态障碍物,无法有效规避,所以移动时间不做统计。A* 类算法行进步数为路径长度与机器人行走速度和仿真时间步长之积的比,如 A* 算法为 $68.46/(1.5 \times 0.15) = 305$,DWA 类算法行进步数为其实际避障速度产生的步数;统计的碰撞次数是将其轨迹回放,与动态障碍物轨迹对比得到的碰撞次数;碰撞概率为发生碰撞的时间步数与路径实际总时间步数的比值;轨迹中统计转向角大于 15° 的拐点数量,用于衡量路径平滑性;扩展节点数,用于衡量算法搜索计算开销。

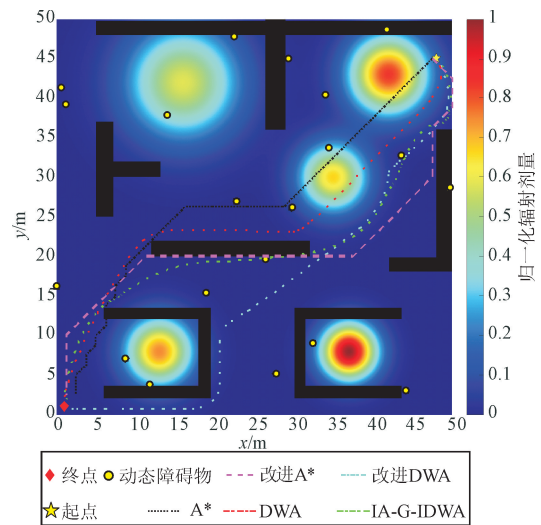


图 8 20 个动态障碍物环境路径轨迹

Fig. 8 Path trajectory in an environment with 20 dynamic obstacles

表 8 块状静态、20 个动态障碍物环境路径性能对比

Table 8 Comparison of path performance in an environment with block static and 20 dynamic obstacles

算法	路径长度/m	行进步数	移动时间/s	拐点数量	扩展节点	剂量代价	碰撞次数	碰撞概率/%
A*	68.46	305	—	13	616	0.123	22	7.21
改进 A*	79.11	352	—	7	459	0.015	8	2.27
DWA	72.84	310	46.50	0	0	0.080	0	0
改进 DWA	75.78	374	56.10	0	0	0.032	0	0
IA-G-IDWA	74.46	346	51.90	0	459	0.022	0	0

在路径特性方面,传统 A* 和改进 A* 路径轨迹拐点数量分别为 13 和 7,路径曲折度高、平滑性差;而 DWA 类算法(包括传统 DWA、改进 DWA 和 IA-G-IDWA)均实现了零拐点轨迹,体现了 DWA 类算法对路径平滑性的天然优势。在 10 个和 20 个动态障碍物环境下,IA-G-IDWA 在保证轨迹平滑的同时,其路径长度分别为 71.61 m 和 74.46 m,较改进 A* 算法分别缩短 9.48% 和 5.88%,且接近传

统 DWA,说明其在引入辐射代价引导后并未显著增加路径绕行距离。

在辐射剂量方面,10 个和 20 个动态障碍物环境下,传统 A* 和 DWA 算法未引入辐射代价引导,轨迹穿越辐射区,辐射剂量高;改进 A*、改进 DWA 与 IA-G-IDWA 算法主动规避高辐射区域,辐射剂量稳定在 0.015~0.032 μSv 区间,IA-G-IDWA 累积辐射剂量较传统 DWA 算法分别降低 72.40%和 72.50%。改进 A* 算法在静态规划阶段实现最低剂量 0.015 μSv ,但其路径在动态环境中无法规避移动障碍物,实际运行中会发生碰撞,将中断任务,其低剂量仅具有理论意义。IA-G-IDWA 在动态场景中均取得次优的辐射剂量,接近改进 A* 算法的剂量水平,优于改进 DWA 算法。

在动态避障方面,A* 类算法因缺乏实时避障机制,具有极高的碰撞风险,当动态障碍物数量增加时,A* 类算法的碰撞次数和碰撞概率均变大;而 DWA 类算法实现了零碰撞,对动态障碍物也能够有效规避,但随着障碍物密度变大,对应的移动时间会变长。

在时间效率方面,DWA 类算法的移动时间随动态障碍物密度增加而变长,反映了避障行为带来的路径迂回与速度调整。传统 DWA 算法移动时间最短,但其未考虑辐射场,剂量代价高;改进 DWA 算法引入辐射权重后,累积剂量降低,但移动时间明显增加,避障策略趋于保守。IA-G-IDWA 算法在两者之间取得了较好平衡,在 20 个动态障碍场景下,其移动时间比改进 DWA 缩短 7.49%,且剂量降低 31.25%,体现出融合全局引导与局部优化的协同优势。

在计算开销方面,DWA 类算法无需扩展节点,而 A* 类算法需扩展大量节点,IA-G-IDWA 算法复用改进 A* 算法的全局路径引导,其扩展节点数与改进 A* 算法一致,以 459 个扩展节点为代价,获取全局信息引导下的低辐射路径。

综上,在块状静态障碍与动态障碍物共存的辐射环境中,IA-G-IDWA 算法继承了 DWA 类算法的动态避障和轨迹平滑性,且具有全局辐射感知引导特性,能够有效降低轨迹辐射剂量,并在路径效率和辐射剂量间实现了较好的平衡。

4.2 点状离散障碍物场景路径轨迹

点状离散静态障碍物在辐射场中以 2.5 m×2.5 m 的黑色方块呈现,地图边长、分辨率、辐射源强及分布、仿真步长、速度采样频率等参数同上不变。改变起点坐标为(5,45),初始朝向角为 $-\pi/4$;

终点坐标为(48,5)。分别设置 10 个、20 个动态点状障碍物运行 5 种算法,其轨迹如图 9、图 10 所示,路径性能对比如表 9、表 10 所示。

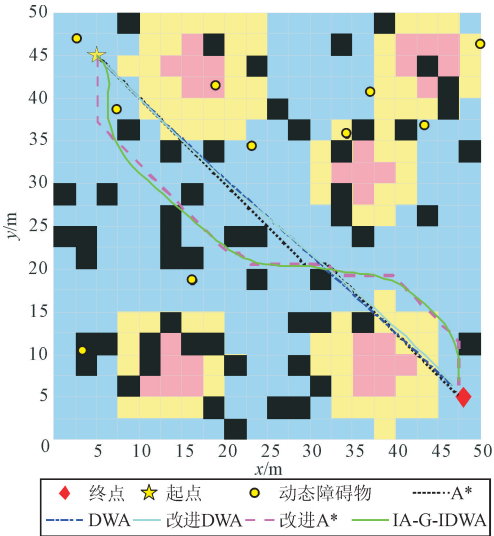


图 9 5 种算法在点状静态、10 个动态障碍物环境路径轨迹
Fig. 9 Path trajectories of 5 algorithms in a point static environment with 10 dynamic obstacles

表 9 点状静态、10 个动态障碍物环境路径性能对比
Table 9 Comparison of path performance in an environment with point static and 10 dynamic obstacles

算法	路径长度/m	行进步数	移动时间/s	拐点数量	扩展节点	剂量代价	碰撞次数	碰撞概率/%
A*	58.77	262	—	2	87	0.16	14	11.37
改进 A*	65.75	293	—	8	642	0.04	24	13.98
DWA	56.78	219	32.85	0	0	0.10	0	0
改进 DWA	57.12	326	48.90	0	0	0.05	0	0
IA-G-IDWA	64.18	264	39.60	0	642	0.02	0	0

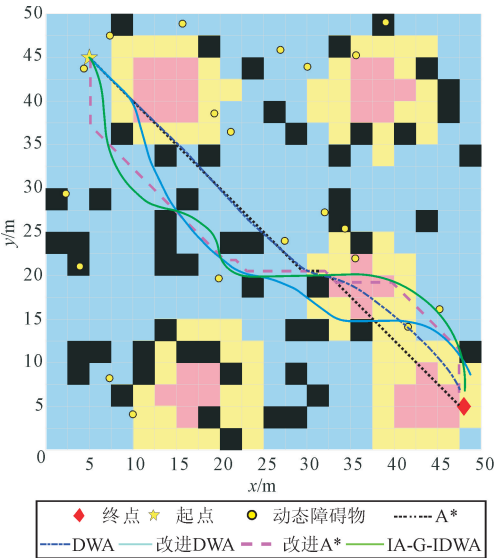


图 10 5 种算法在点状静态、20 个动态障碍物环境路径轨迹
Fig. 10 Path trajectories of 5 algorithms in a point static environment with 20 dynamic obstacles

表 10 点状静态、20 个动态障碍物环境路径性能对比
Table 10 Comparison of path performance in an environment with point static and 20 dynamic obstacles

算法	路径长度/m	行进步数	移动时间/s	拐点数量	扩展节点	剂量代价	碰撞次数	碰撞概率/%
A*	58.77	262	—	2	87	0.16	29	11.07
改进 A*	65.75	293	—	8	642	0.04	33	11.26
DWA	58.02	229	34.35	0	0	0.13	0	0
改进 DWA	63.90	381	57.15	0	0	0.09	0	0
IA-G-IDWA	66.70	293	43.95	0	642	0.03	0	0

在路径特性方面,传统 A* 算法与改进 A* 算法生成全局路径,但其轨迹分别包含 2 个和 8 个拐点,路径转折明显、平滑性较差;DWA 类算法均实现零拐点轨迹。IA-G-IDWA 在保持轨迹平滑的同时,其在 10、20 个动态障碍场景下的路径长度略长于传统 DWA,与改进 A* 相当,但二者没有考虑辐射影响,而 IA-G-IDWA 在规避辐射的同时,其局部规划有效抑制了因辐射引导造成的过度绕行。此外,在此膨胀地图上,改进 A*、改进 DWA、IA-G-IDWA 算法轨迹穿越对角障碍物间的通道,该缝隙在配置空间中连通,其有效宽度能够保障机器人安全通行,且辐射剂量低、路径更短。相较于 10 个动态障碍物场景,IA-G-IDWA 轨迹在 20 个动态障碍物场景下,会因为避障导致轨迹变长。

在辐射剂量方面,传统 A* 算法和传统 DWA 算法未引入辐射引导,轨迹穿越高辐射区域,累积剂量较高;改进 A*、改进 DWA 与 IA-G-IDWA 算法主动规避辐射区域,剂量显著降低。其中,改进 A* 在全局规划取得次低剂量,但因其缺乏动态避障能力,在仿真中分别发生 24 次和 33 次碰撞,任务可靠性低。相较之下,IA-G-IDWA 算法在动态环境中稳定实现 0.02~0.03 μsv 的最优剂量,优于改进 DWA 算法,仅为传统 A* 算法的 12.50% 和 18.75%,体现了其实际可执行的低辐射路径规划能力。

在动态避障方面,A* 类算法在动态环境中表现出高碰撞风险,且碰撞概率随动态障碍物个数增加而增大,其无法规避动态障碍物。DWA 类算法凭借局部实时规划,在两种场景下均实现零碰撞,证明了其对动态障碍物的有效规避。但随着障碍物密度增加,DWA 类算法移动时间普遍上升,反映避障行为带来的路径迂回与速度调整开销。

在时间效率与计算开销方面,与块状障碍物场

景特点相似,在 10 个、20 个动态障碍物环境下,IA-G-IDWA 算法移动时间较改进 DWA 算法分别缩短 19.02% 和 23.10%。但相较于块状静态障碍物场景,点状离散障碍物下的规划路径更短、A* 类算法生成的轨迹拐点更少,但由于静态障碍物离散化,A* 类算法轨迹与动态障碍物的碰撞概率更高;DWA 类算法在离散场景中机动空间充足,移动时间更短、避障更高效。块状障碍主要增加绕行距离和计算开销,离散障碍则对动态避障的实时性与路径鲁棒性要求更高,IA-G-IDWA 算法在两类环境中均能展现良好的适应性与综合性能优势。

5 结论

针对核辐射环境中移动机器人路径规划面临的高辐射剂量积累和动态避障问题,提出一种融合全局辐射感知与局部动态优化的 IA-G-IDWA 算法,旨在实现安全、高效、平滑的路径规划,主要结论如下。

1) 提出 IA-G-IDWA 分层规划框架,通过改进 A* 引入归一化辐射剂量代价与动态权重启发函数,规划低辐射的全局引导路径,设计含辐射惩罚项的改进 DWA 评价函数,并采用前瞻局部目标点策略,实现动态障碍的实时规避。仿真实验表明,该方法在块状与点状障碍场景下均能生成零拐点、零碰撞的平滑轨迹。

2) 验证了算法在多目标性能上的协同优势。在 10、20 个动态障碍物的场景下,IA-G-IDWA 的路径长度与改进 A* 相当、辐射剂量低于传统 DWA,有效平衡了路径效率和辐射安全。

3) IA-G-IDWA 展现出强环境适应性。相较于块状障碍场景,点状离散障碍下其路径更短、执行更快;在高碰撞风险的离散环境中,能保持零碰撞与最优剂量,实现可执行的低辐射安全路径。

IA-G-IDWA 算法主要针对单机器人任务,未涉及多机器人协同作业中的任务分配与防碰撞问题。下一步,将在本工作的基础上,开展多机协同应用研究工作。

IA-G-IDWA 算法实现了复杂辐射环境下的路径规划,但仍存在局限性。首先,仿真实验基于静态已知的辐射地图,未涉及辐射源动态迁移或扩散对路径规划的干扰。其次,仿真参数设置基于优先级约束界定参数区间,依赖实验对比获取最优权重,受限于特定辐射环境分布。下一步将致力于构

建动态辐射环境仿真模型,重点研究评价函数的权重寻优,降低对先验知识的依赖,提升算法在未知复杂辐射环境中的自主决策能力,进一步提升算法效能。

参考文献

- [1] 许鹏,刘梦雅,范新峰,等. 人工智能算法在核应急中的应用综述[J]. 火箭军工程大学学报, 2024, 38(3): 104-110.
Xu Peng, Liu Mengya, Fan Xinfeng, et al. Overview of application of artificial intelligence algorithms in nuclear emergency [J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2024, 38(3): 104-110.
- [2] 朱洪波,殷宏亮. 分层平滑优化 A* 引导 DWA 用于机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(9): 155-168.
Zhu Hongbo, Yin Hongliang. Hierarchical smoothing optimization A*-guided DWA for robot path planning [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(9): 155-168.
- [3] 王存友,王朝阳,杨力,等. 复杂地形场景下的低当量核武器爆炸应急撤离路径规划[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(5): 1-13.
Wang Cunyou, Wang Chaoyang, Yang Li, et al. Emergency evacuation path planning for low-yield nuclear weapon explosion in complex terrain scenarios [J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(5): 1-13.
- [4] 陆璐,王鑫海,孟云鹤. VRF 与 SAC 融合的无人机蜂群分段智能轨迹规划方法[J]. 火箭军工程大学学报, 2025, 39(3): 32-44.
Lu Lu, Wang Xinhai, Meng Yunhe. VRF and SAC fusion-based segmental intelligent trajectory planning method for UAV swarms [J]. Journal of Rocket Force University of Engineering, 2025, 39(3): 32-44.
- [5] Huang Ying, Zhou Yan, Xiong Zhenhua. Path planning for nuclear emergency robot in radiation environment with uneven terrain [C]//International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Cham: Springer International Publishing, 2021: 680-690.
- [6] 黄翼虎,于亚楠. 基于改进 Dijkstra 算法的防冲突最短路径规划研究[J]. 计算机与现代化, 2022(8): 20-24.
Huang Yihu, Yu Yanan. Anti-collision shortest path planning based on improved Dijkstra algorithm [J]. Computer and Modernization, 2022(8): 20-24.
- [7] Wang Yanjun, Cao Jinjia, Zheng Xiaochang, et al. Path planning of RRT* algorithm with subregional dynamic probabilistic sampling based on artificial potential field in radiation environments [J]. Nuclear Engineering and Technology, 2025, 57(10): 103706.
- [8] 曲胜. 基于改进快速扩展随机树法的无人船路径规划研究[D]. 大连: 大连海洋大学, 2023: 21-22.
Qu Sheng. Research on path planning of unmanned ship based on improved rapid expansion random tree method [D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2023: 21-22.
- [9] Wang Zhuang, Cai Jiejia. Probabilistic roadmap method for path-planning in radioactive environment of nuclear facilities [J]. Progress in Nuclear Energy, 2018, 109: 113-120.
- [10] 张广成,何桃,郑晓磊,等. 基于剂量权重因子与蚁群算法耦合的核应急路径规划仿真[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2020, 38(2): 35-42.
Zhang Guangcheng, He Tao, Zheng Xiaolei, et al. Simulation research of nuclear emergency path planning based on the coupling of dose weight factor and ant colony optimization [J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2020, 38(2): 35-42.
- [11] 蒲兴成,谭令. 基于自适应动态窗口改进细菌算法与移动机器人路径规划[J]. 智能系统学报, 2023, 18(2): 314-324.
Pu Xingcheng, Tan Ling. A mobile robot path planning method based on adaptive DWA and an improved bacteria algorithm [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2023, 18(2): 314-324.
- [12] 孙溢成. 基于 A* 和 DWA 融合算法的智能割草机器人路径规划研究[D]. 杭州: 浙江科技学院, 2022: 38-40.
Sun Yicheng. Research on path planning of intelligent mowing robot based on A* and DWA fusion algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Science & Technology, 2022: 38-40.
- [13] 程龙,王欣,吴迪,等. 改进人工势场法的洗浴机器人擦洗路径规划[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(9): 2760-2764.
Cheng Long, Wang Xin, Wu Di, et al. Scrubbing path planning of bathing robot based on improved artificial potential field method [J]. Application Research of Computers, 2023, 40(9): 2760-2764.
- [14] 徐雯清,顾大德,刘有志,等. 基于自适应金豺狼优化算法的巡检机器人路径规划[J]. 核电子学与探测技术, 2024, 44(5): 955-962.
Xu Wenqing, Gu Dade, Liu Youzhi, et al. Inspection robot path planning based on adaptive golden jackal optimization [J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2024, 44(5): 955-962.

- [15] 陶龙龙, 龙鹏程, 郑晓磊, 等. 改进型 A 星算法引导的核辐射环境路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2018, 36(6):56-61.
Tao Longlong, Long Pengcheng, Zheng Xiaolei, et al. An improved A* algorithm-guided path planning method for radioactive environment[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2018, 36(6):56-61.
- [16] 赵恒柱, 杨明翰, 邓多成, 等. 期望核辐射剂量下移动机器人的路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2021, 39(5):80-87.
Zhao Hengzhu, Yang Minghan, Deng Duo Cheng, et al. Path planning of mobile robot under expected radiation dose [J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2021, 39(5):80-87.
- [17] 张彪, 蔡幸福, 李国强, 等. 核设施放射性环境中 A* 算法改进及其路径平滑优化研究[J]. 原子能科学技术, 2026, 60(1):103-109.
Zhang Biao, Cai Xingfu, Li Guoqiang, et al. Improvement of A* algorithm and its path smoothing optimization in nuclear facility radioactive environment [J]. Atomic Energy Science and Technology, 2026, 60(1):103-109.
- [18] 邱朦文, 张华, 周怀芳. 基于改进人工势场-A* 算法的核辐射环境路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2022, 40(6):53-61.
Qiu Mengwen, Zhang Hua, Zhou Huaifang. Path planning for nuclear radiation environments based on an improved artificial potential field A* algorithm[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2022, 40(6):53-61.
- [19] Xiang Suoyi, Zhou Huaifang, Huo Jianwen, et al. A real-time path planning algorithm in radiation environments based on an improved A* combined with the dynamic window approach[J]. Nuclear Science and Engineering, 2026, 200(10):2302-2320.
- [20] Zhou Huaifang, Zhang Hua, Qiu Mengwen. Radiation avoiding algorithm for nuclear robot path optimization [J]. Annals of Nuclear Energy, 2022, 169:108948.
- [21] 罗昭锦, 刘程峰, 贾文宝, 等. 基于生物启发神经网络的核辐射场区全覆盖路径规划[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2024, 42(1):87-100.
Luo Zhaojin, Liu Chengfeng, Jia Wenbao, et al. Complete coverage path planning of nuclear radiation field using bio-inspired neural network[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2024, 42(1):87-100.
- [22] 廖灏飞, 李伟, 田源, 等. 基于 Informed-RRT* 与改进 DWA 融合的 AGV 动态路径规划[J]. 电子测试, 2025 (3): 43-53.
Liao Hao Fei, Li Wei, Tian Yuan, et al. Dynamic path planning for AGV based on the fusion of Informed-RRT* and improved DWA[J]. Electronic Test, 2025 (3): 43-53.
- [23] Katona K, Neamah H A, Korondi P. Obstacle avoidance and path planning methods for autonomous navigation of mobile robot[J]. Sensors, 2024, 24(11):3573.
- [24] Zhang Biao, Cai Xingfu, Li Guoqiang, et al. A modified A* algorithm for path planning in the radioactive environment of nuclear facilities[J]. Annals of Nuclear Energy, 2025, 214:111233.
- [25] Wang Zhuang, Cai Jiejin. The path-planning in radioactive environment of nuclear facilities using an improved particle swarm optimization algorithm[J]. Nuclear Engineering and Design, 2018, 326:79-86.
- [26] 李波, 王成虎, 马玲, 等. 轮式移动机器人固定时间轨迹跟踪控制[J]. 控制与决策, 2024, 39(3):845-852.
Li Bo, Wang Chenghu, Ma Ling, et al. Fixed-time trajectory tracking control of a wheel mobile robot[J]. Control and Decision, 2024, 39(3):845-852.
- [27] 冯月姣, 薛辉, 梁硕, 等. 基于分层策略优化与多约束惩罚的反无人机任务分配算法[J/OL]. 无线电通信技术, (2026-02-14) [2026-03-18]. <https://link.cnki.net/urlid/13.1099.TN.20260214.1525.006>.
Feng Yuejiao, Xue Hui, Liang Shuo, et al. Hierarchical policy optimization and multi-constraint penalty for anti-UAV task allocation[J/OL]. Radio Communications Technology, (2026-02-14) [2026-03-18]. <https://link.cnki.net/urlid/13.1099.TN.20260214.1525.006>.
- [28] Chen Weihuang, He Yongmeng, Guo Zhongyu, et al. PlanCiLQR: hierarchical trajectory planning for autonomous driving using constrained iterative linear quadratic regulator[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2026, 182:105424.
- [29] Lavalle S M. Planning algorithms[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2006:174-176.
- [30] Zhang De, Yin Yebo, Luo Run, et al. Hybrid IACO-A*-PSO optimization algorithm for solving multi-objective path planning problem of mobile robot in radioactive environment [J]. Progress in Nuclear Energy, 2023, 159: 104651.

Improved A* and Dynamic Window Algorithm-Based Dynamic Path Planning under Nuclear Radiation Environment

WANG Yunfeng¹, ZHANG Shihua², WANG Xiaolong^{3*}, ZHOU Xiaoqing¹, LIU Wei¹

(1. Institute of NBC Defense, Beijing 102205, China;

2. A Certain Unit, Beijing 102205, China;

3. Changchun Noncommissioned Office school of PLA Army Services University, Changchun 130117, China)

ABSTRACT: To address path insecurity and low planning efficiency in the path planning of nuclear facility inspection robots operating in complex radioactive environments, an improved A* -guided dynamic window algorithm (IA-G-IDWA) incorporating radiation dose constraints was proposed. The proposed algorithm constructed a collaborative global-local planning architecture. At the global planning level, a normalized radiation dose cost function and a dynamic-weight heuristic function were developed to guide the improved A* algorithm in generating a low-dose reference path that accounts for both path length and radiation safety. At the local planning level, a multi-objective evaluation function incorporating a radiation penalty term was developed to establish a radiation-aware enhanced DWA algorithm. A local target-point selection strategy based on look-ahead steps was implemented to guide the improved DWA in achieving smooth, collision-free, real-time obstacle avoidance while following the global path. The optimal weight combination and look-ahead step values were identified through parameter sensitivity analysis, followed by simulation experiments involving 10 and 20 dynamic obstacles in block and point obstacle scenarios, respectively. The results show that the IA-G-IDWA algorithm can generate trajectories with zero inflection points or collision events. In a block-obstacle scenario involving 20 dynamic obstacles, the proposed algorithm achieves a 5.87% reduction in path length compared with the improved A* algorithm and a 72.50% decrease in cumulative radiation dose relative to the traditional DWA. In a point-like discrete-obstacle scenario, the movement time is reduced by 23.10% compared with the improved DWA, while the cumulative radiation dose is reduced to 18.75% of that associated with the traditional A* algorithm. These findings demonstrate that IA-G-IDWA reduces the robot's cumulative radiation dose while ensuring path-planning efficiency and real-time obstacle avoidance performance.

KEYWORDS: path planning; A* algorithm; dynamic window algorithm; nuclear radiation; look-ahead steps

(编辑:于福兴)