

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519547

FCA^{*}-DWA:面向户外动态停车场全向移动机器人路径规划方法^{*}

苗明达¹ 夏宇¹ 张元良¹ 高学山^{2,3} 杨乐¹(1.江苏海洋大学机械工程学院 连云港 222005; 2.北京理工大学机电学院 北京 100081;
3.北部湾大学机械与船舶海洋工程学院 钦州 535011)

摘要: 在户外停车场中,因车辆时空分布的不确定性与动态交互性,以及实时计算资源的限制,全向移动机器人面向动态停车场路径规划的实时性与高效性有待提升。当前路径规划算法难以满足此类实时动态环境下的路径规划需求。本研究基于 A^{*} 算法提出了一种融合模糊控制的 A^{*}-DWA 改进算法,将环境障碍因子驱动的模糊化全局规划与动态窗口法局部动态轨迹优化二者相结合,以解决全向移动机器人在实时动态环境下的路径规划难题。首先,采用扩展 20 邻域搜索策略优化全局路径生成;其次,设计基于多参数加权的模糊自适应评估机制,增强算法对动态环境的适应性;然后,利用三次样条插值实现路径平滑;最后,结合 DWA 进行局部动态避障与轨迹优化。通过构建户外停车场模拟仿真环境,仿真结果表明:对比文献所提算法,FCA^{*}-DWA 算法在路径长度、搜索效率和节点优化方面分别提升了 13.30%、21.16% 和 45.45%,为复杂动态场景中移动机器人的自主导航提供了方法指导。

关键词: 全向移动机器人;路径规划;模糊控制;动态窗口法;FCA^{*}-DWA

中图分类号: TP242;TN1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8050

FCA^{*}-DWA: A path planning method for omnidirectional mobile robots in outdoor dynamic parking environments

Miao Mingda¹ Xia Yu¹ Zhang Yuanliang¹ Gao Xueshan^{2,3} Yang Le¹

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;

2. School of Mechatronical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

3. School of Mechanical and Marine Engineering, Beibu Gulf University, Qinzhou 535011, China)

Abstract: In outdoor parking lots, due to the uncertainty and dynamic interaction of vehicle spatiotemporal distribution and the limitations of real-time computing resources, the real-time performance and efficiency of omnidirectional mobile robots in dynamic parking lot path planning need improvement. Current path planning algorithms struggle to meet the demands of such real-time dynamic environments. This paper proposes an improved A^{*}-DWA algorithm incorporating fuzzy control, which combines fuzzy global planning driven by environmental obstacle factors with local dynamic trajectory optimization using the dynamic window approach to address the path planning challenges of omnidirectional mobile robots in real-time dynamic environments. First, an expanded 20-neighborhood search strategy is adopted to optimize global path generation. Second, a fuzzy adaptive evaluation mechanism based on multi-parameter weighting is designed to enhance the algorithm's adaptability to dynamic environments. Then, cubic spline interpolation is employed to achieve path smoothing. Finally, DWA is integrated for local dynamic obstacle avoidance and trajectory optimization. By constructing a simulated outdoor parking lot environment, the results demonstrate that compared to the algorithms proposed in the literature, the FCA^{*}-DWA algorithm improves path length, search efficiency, and node optimization by 13.30%, 21.16% and 45.45%, respectively, providing methodological guidance for autonomous navigation of mobile robots in complex dynamic scenarios.

Keywords: omnidirectional mobile robot; path planning; fuzzy control; dynamic window approach; FCA^{*}-DWA

0 引言

随着新能源汽车快速普及,充电桩供需矛盾日益突

出^[1],表现为分布不均、规格不统一以及排队时间长等问题,而传统固定式充电桩难以满足动态需求。当前搭载大容量电池的全向移动机器人^[2-3]虽能通过自主导航实现充

收稿日期:2025-08-06

* 基金项目:国家重点研发计划(2020YFC2008500)、广西壮族自治区重点研发计划项目(桂科 AB22035006)、江苏省学位与研究生教育教学改革课题项目(JGKT25_C097)资助

电资源的动态调度,但在实际停车场复杂场景中,其路径规划技术^[4-8]仍面临三大核心挑战:首先,在高动态车辆密集区域,传统路径规划方法适应性不足,难以实时响应突发障碍物(如临时停靠车辆);其次,固定参数的评价机制无法准确反映复杂场景中的障碍物分布特征,常导致规划路径冗余或存在安全隐患;最后,现有方法生成的路径往往存在过多不连续转折,严重影响全向移动机器人的运动平稳性和执行效率。

现有路径规划研究主要基于A*算法及其改进方案:Liu等^[9]提出了一种改进的APF-A算法用于优化自动导引车(automated guided vehicle, AGV)的轨迹规划,解决了传统A*算法的冗余节点问题和APF算法的局部最优问题。Wang等^[10]通过融合A*和动态窗口法(dynamic window approach, DWA)方法,解决全局规划无法避开未知障碍和局部规划陷入局部优化的问题。改进的A*算法引入了向量角余弦值和三次准均匀B样条曲线,提高了搜索效率和路径平滑度。改进的DWA算法利用模糊控制理论动态调整评价函数的权重,避免了局部最优解。Liu等^[11]提出了一种改进的A*算法,结合了地面可达性模型和地面崎岖性模型。利用高程图构建地面可达性和崎岖度模型,以表征地面平坦度。并设计了一种结合这两类模型的高程成本函数,与原始距离成本函数连接,形成连续成本函数,避免因非最优路径引起的质心不稳定。该学者采用障碍敏感代价函数优化策略。Zhang等^[12]提出了一种基于改进A*算法和模糊控制动态窗口方法的路径规划方法。该方法优化了A*算法的启发式函数,减少了冗余节点,并使用Clamped-B样条曲线提升路径平滑度。上述3位学者优化策略均采用分层规划与局部修正。Zhang等^[13]通过环境信息引导的评估函数和双向路径平滑策略减少规划时间。Zhang等^[14]改进路径规划A*算法提高了路径的平滑度和全局勘探效率,并优化了DWA算法增强了局部静态和动态避障能力。然而,这些方法在高度动态环境中仍存在以下几点不足:频繁重规划导致路径生成效率低^[15];邻域搜索模式因对环境动态特征捕捉不全面,难以适应实时环境变化^[16];路径连续性差易引发车辆急停或震荡;动态障碍物实时规避能力不足^[17-19]。

针对上述问题,本文提出融合模糊控制与动态窗口法的FCA*-DWA算法,为突出本文FCA*-DWA算法的创新性,首先对比其与文献^[10, 12]等类似融合模糊控制的A*-DWA改进算法的区别和联系。并通过以下创新提升动态环境下的路径规划性能:对比文献搜索邻域适应性差的问题,扩展至20邻域搜索并引入无效节点剔除机制,提升路径平滑性与安全性(对应1.1~1.2节);为解决固定评价函数缺乏动态响应的问题,设计基于障碍物密度的模糊自适应评价函数(对应1.3~1.4节);为降低路径转折突变风险,采用三次样条插值优化路径连续性(对应1.5节);针对实时避障需求,融合DWA算法并通过熵权法动态分配

子函数权重(对应1.6节)。上述创新点共同构成了本文提出的“模糊全局规划-熵权局部优化”混合协同架构。该架构的核心机理在于:通过模糊控制实现全局路径对环境障碍密度的前瞻性适应,同时利用基于信息熵的动态权重分配机制,确保局部规划器(DWA)能够实时响应环境的不确定性变化。该架构的详细协同优化机理将在第3.3节进行深入分析。

本研究聚焦于动态停车场环境中的路径规划问题,重点解决两大核心难点:1)是车辆动态分布与频繁移动导致的启发函数失效问题;2)是交通流量波动对规划算法实时高效性提出的严苛要求。仿真验证结果显示,所提算法在路径长度、搜索效率及节点优化率上分别提升了13.29%、21.16%和45.45%,为此类复杂环境下的机器人导航提供了切实可行的解决方案。

1 方 法

1.1 扩展邻域

A*算法^[20-22]通常采用4邻域方式进行扩展搜索如图1所示,这会在搜索过程中产生大量冗余候选节点,导致最终路径上存在频繁的急转弯,从而增加了路径长度并降低了运动平滑性。为了解决这一问题,本文提出将邻域范围从4扩展至20的优化方案。图2展示了优化后节点扩展的示意配置。在路径生成阶段,并不直接采用所有方向的节点,而是针对无助于路径平滑或落在障碍物边界的扩展(如图2中节点3、11、14、22)进行过滤,以避免无意义的分支计算。

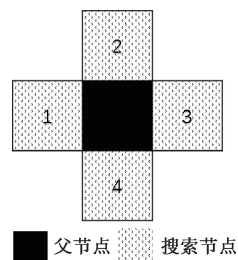


图1 传统4邻域搜索

Fig. 1 Traditional 4-neighborhood exploration

1.2 地图节点优化

在停车场环境中,A*算法在栅格图中为全向移动机器人规划路径时,可能生成局部最优解(如两车间的狭窄缝隙),如图3所示。若路径中包含穿越障碍物的风险段,将增加机器人运动的不确定性,因此需对图中的风险路径进行优化,以提升其运动安全性。

在二维栅格地图中,根据已知障碍物的坐标,将满足危险区域条件的节点标记为不可通行。如图4所示,障碍物的坐标为 (x_1, y_2) 、 (x_2, y_1) ,全向移动机器人在 (x_2, y_1) 、 (x_1, y_2) 处将无法通行。若节点满足式(1),则需将 (x_2, y_1) 、 (x_1, y_2) 设定为障碍区域,以确保路径规划的安全性。

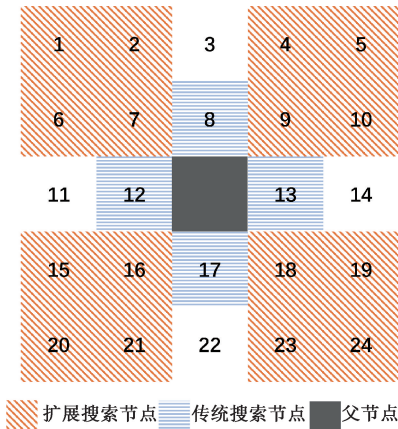


图 2 20 邻域搜索
Fig. 2 20-neighborhood exploration



图 3 风险路径
Fig. 3 Risky path

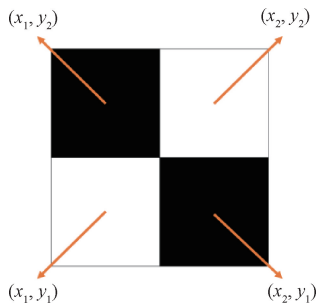


图 4 节点优化
Fig. 4 Node optimization

$$\left| \frac{x_1 - x_2}{y_1 - y_2} \right| = 1 \cap (x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 = 2 \quad (1)$$

1.3 评价函数优化

本文提出了一种通过动态横向加权将障碍物数量因子融入预估评价函数并模糊化处理评价函数的方法。通过引入障碍物因子函数 $p(n)$, 以改进基础评价函数。由于不同地图的障碍物分布各异, 本文使用模糊算法对评价函数进行分段处理, 以更精确地适应不同环境。改进后的评价函

数如式(2)所示。

$$f(n) = g(n) + h(n) + e^{p(n)} \quad (2)$$

式中: $p(n)$ 是障碍物因子函数, 根据当前节点周围的障碍物数量动态调整评价函数的值。

$$p(n) = \begin{cases} \frac{h(n)}{num_1 + 1}, & h(n) \geq \frac{D \cdot num}{size} \\ \frac{h(n)}{num + 1}, & h(n) < \frac{D \cdot num}{size} \end{cases} \quad (3)$$

式中: D 为起点与终点的曼哈顿距离实际值, num 为起点与终点形成范围内的单位障碍物面积总和, num_1 为父节点与终点内单位障碍物形成的面积总和, $size$ 为起点与终点围成的总面积。该分段函数确保 $p(n) \in [0, 2]$, 使得 $e^{p(n)} \in [0, 7.39]$, 可避免数值溢出。当节点 n 与终点距离较远且障碍物较多时, $p(n)$ 值变小, 导致 $e^{p(n)}$ 呈指数级下降, 显著降低该节点的综合代价值 $f(n)$, 从而引导算法优先寻找靠近终点的节点; 当节点 n 与终点的距离较近时, $p(n)$ 值变大, 导致 $e^{p(n)}$ 呈指数级增长, 显著提升该节点的综合代价值 $f(n)$, 从而引导算法优先避开障碍密度区域。

1.4 模糊规则

模糊逻辑系统的规则如下: 若启发函数值 $h(n) \geq D \cdot num / size$ 时, 则采取部分障碍物因子对评价函数进行动态加权, 若启发函数值 $h(n) < D \cdot num / size$ 时, 则采取全体障碍物因子对其评价函数进行动态加权。输入变量为 $h(n)$, 输出变量为评价函数调整值 $p(n)$ 。按照上述要求编写模糊逻辑规则(如表 1 所示)。

表 1 模糊逻辑规则

Table 1 Fuzzy logic rule set

变量	$h(n)$	
代价范围	$h(n) \geq \frac{D \cdot num}{size}$	$h(n) < \frac{D \cdot num}{size}$
$p(n)$	$\frac{h(n)}{num_1 + 1}$	$\frac{h(n)}{num + 1}$

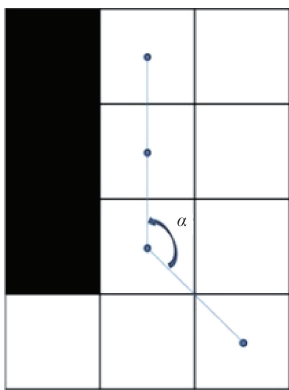
1.5 路径转折点优化

实际路径规划中, 全向移动机器人的转向操作会引入速度和加速度方向阶跃式变化。该动力学突变现象若未通过控制算法补偿, 将直接降低机器人的运动平稳性。为解决这问题, 本文提出采用三次样条插值的方法, 对路径的转折点进行优化改进, 从而设计出一条平滑的拐点曲线, 提高机器人转弯时的运动稳定性。全向移动机器人转弯时的转弯角度记为 $\alpha \in [0, \pi]$, 如图 5 所示。

与传统算法相比, 采取三次样条曲线可以平滑规划路径。在每个子区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上, 三次样条曲线的通式为:

$$S_i(x) = a_i + b_i(x - x_i) + c_i(x - x_i)^2 + d_i(x - x_i)^3 \quad (4)$$

其中, a_i, b_i, c_i, d_i 是每个区间的待定系数。

图5 拐角 α Fig. 5 Corner α

为了保证整体的光滑性全局三次样条具有以下约束条件:

1) 样条必须通过所有的给定的节点, 即:

$$S_i(x_i) = y_i, S_i(x_{i+1}) = y_{i+1}, i = 0, 1, \dots, n-1, \quad (5)$$

2) 在每个相邻的区间的端点处, 一阶导数和二阶导数连续:

$$S'_i(x_{i+1}) = S'_{i+1}(x_{i+1}) \quad (6)$$

$$S''_i(x_{i+1}) = S''_{i+1}(x_{i+1}), i = 0, 1, \dots, n-1, \quad (7)$$

将所有子区间的三次多项式拼接起来, 可以写出整体的分段函数形式如式(8)所示。

$$S(x) = \begin{cases} S_0(x), & x \in [x_0, x_1] \\ S_1(x), & x \in [x_1, x_2] \\ \vdots \\ S_{n-1}(x), & x \in [x_{n-1}, x_n] \end{cases} \quad (8)$$

使用三次样条插值函数拟合折线图得到路径后, 得到光滑全向移动机器人路径。

1.6 DWA 融合策略

FCA* 与 DWA 采取松耦合融合, 将 FCA* 生成的节点序列 $\{p_i = (X_i, Y_i)\}_{i=0}^N$ 作为 DWA 的初始范围并动态调整。在动态停车场环境中, DWA 的传统固定权重分配 (α 、 β 、 γ 为常量) 难以适应密集车流量的分布变化。为实现权重自适应调整, 本文引入信息熵理论量化各子函数重要性: 通过计算 Heading(方向角)、Velocity(速度)、Obstacle(障碍物) 3 项指标的熵值(式(9)), 动态反映环境特征。其中: 当突发障碍物增多时, 系统自动提升 Obstacle 权重 (γ 上升) 以确保安全; 在开阔区域则优先优化 Heading 权重 (α 上升) 以加速趋近目标。基于此, 改进后的 DWA 评价函数改为:

$$Score = \alpha_1 \cdot \text{Heading} + \beta_2 \cdot \text{Velocity} + \gamma_3 \cdot \text{Obstacle} \quad (9)$$

为兼顾目标追踪、避障安全与运动效率, α_1 、 β_2 、 γ_3 通过熵权法动态计算。

对正向指标: $y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)}$, 对负向指

$$\text{标: } y_{ij} = \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)}.$$

计算指标概率矩阵:

$$p_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sum_{i=1}^n y_{ij}} \quad (10)$$

其中, 需要确保 $\sum p_{ij} = 1$ 。计算指标熵值:

$$e_j = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (11)$$

其中, $0 < e_j \leq 1$, 若 e_j 趋近于 1, 说明携带指标信息少, 权重应降低; 反之, 若数据差异大, e_j 趋近于 0, 权重应提高。

计算差异系数:

$$d_j = 1 - e_j \quad (12)$$

确定最终权重:

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^3 d_j} \quad (13)$$

最终目标导向性权重占比设定为 40%~50%, 确保车辆能够高效驶向目标车位; 避障安全性权重提升至 30%~40%, 强化对动态行人、临时停靠车辆等障碍物的规避能力; 速度权重维持在 10%~20% 的较低水平, 适配停车场低速行驶特性, 避免因速度过快导致规划不稳定, 其中权重区间应处于动态互斥。

全向移动机器人使用 FCA* 算法路径规划流程图如图 6 所示, 斜线框区为本文改进模块。FCA* 算法的伪代码如算法 1 所示。

1.7 相关工作对比

为清晰阐释本文 FCA*-DWA 算法与文献[10, 12]等已有融合模糊控制的 A*-DWA 改进算法之间的异同, 构建了一个详尽的对比表格(如表 2 所示)。该表格系统性地比较了各算法的核心组件、优化机制、创新亮点、适用场景以及关键性能指标, 从而凸显本文方法的针对性创新。

具体而言, 算法的创新点主要体现在以下 3 个方面:

1) 全局模糊化规划: 引入基于环境障碍因子的模糊自适应评估函数(如式(2)~(3)), 实现全局路径的动态优化, 而非局限于局部调整;

2) 扩展邻域搜索: 采用 20 邻域搜索结合无效节点剔除机制(如式(1)), 特别适用于停车场狭窄缝隙等高复杂度场景;

3) 熵权法融合优化: 将熵权法融入 DWA 局部规划(如式(9)~(13)), 通过动态权重互斥区间分配(如障碍物权重控制在 30%~40%), 显著提升实时适应能力。

从联系来看, 这些算法均依托 A*-DWA 松耦合框架, 共同针对动态环境下的路径规划挑战, 例如 A* 生成粗糙全局路径, 而 DWA 执行精细局部避障。然而, 本文与已有算法的核心区别在于: 本文强调全局模糊驱动机制, 专为动

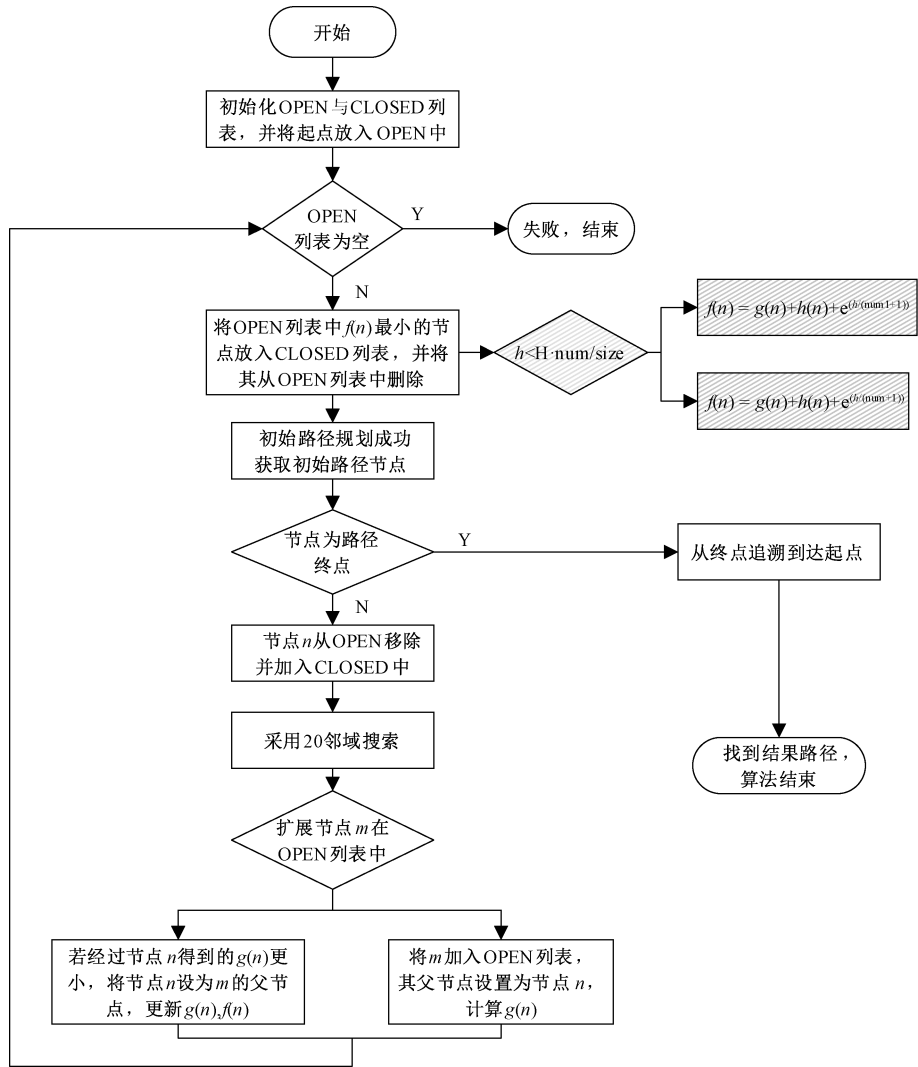


图 6 FCA* 算法流程

Fig. 6 Flowchart of FCA* algorithm

态停车场场景设计(车辆时空不确定性极高),而文献[10, 12]等更侧重室内或矿区等静态主导环境。这种差异赋予本文算法在不确定时空分布下的优越表现,例如有效规避局部最优陷阱,并提升整体鲁棒性。

2 结果与分析

本研究选取开阔的室外停车场作为实验场景,以环境地图的构建为路径规划的前提。首先,在停车场上方安装俯视摄像头,实时采集场地影像;对所得图像进行高斯滤波去噪、透视变换校正等预处理,生成精确的俯视图,如图 7 所示。随后,基于网格地图对俯视图进行离散化,将连续空间划分为等尺寸的二维栅格单元,以简化路径规划算法的计算复杂度。考虑到车辆在实际环境中的占用与安全需求,将俯视图中静态车辆目标视为障碍物,对其外轮廓进行膨胀处理,以模拟车辆实际占用范围及导航安全缓冲区;膨胀比例按照长宽 1:2 的车辆尺寸比例设置。

如图 8 所示,采用 SketchUp 软件构建了两种停车场场景,其场地结构相同,仅车辆布局有所差异。

为了验证本文算法的搜索广度与深度,采用仿真软件 Matlab R2024a, i7 处理器环境下进行。

2.1 节点优化验证

如图 9 所示,相较于 8 邻域 A* 算法,20 邻域扩展在局部搜索时能够考虑更多潜在方向,从而更容易选出平滑且接近最优的路径:首先,扩展邻域后最终生成的路径节点大幅减少,使得路径更加简洁;其次,在相同起止点条件下,改进算法取得的路径总长度平均缩短了 23.67%;最后,平均转向角由原均值 45°下降至约 30°,显著减少了行驶过程中的急转弯。当然,邻域扩张也带来额外计算开销。由于在搜索阶段需要评估更多候选方向,单次规划的平均搜索时间由原来的 0.12 s 增加到 0.18 s,增长了约 50%。不过在大多数实时路径规划场景中,这一时间开销仍在可接受范围内,且带来的路径质量提升(节点数和行

算法 1:FCA^{*}-DWA 算法伪代码

```
Parameter: START, GOAL, MAP, DISTANCE,
1  FUNCTION HybridPathPlanning(START, GOAL, MAP);
2      GLOBAL_PATH ← FCAStarPlanning(START, GOAL, MAP)
3      IF GLOBAL_PATH=NULL THEN
4          RETURN NULL
5      END IF
6      CURRENT_POSE ← START
7      FINAL_PATH ← [CURRENT_POSE]
8      WHILE NOT IsNearGoal(CURRENT_POSE, GOAL) DO
9          LOCAL_GOAL←LocalGoal(GLOBAL_PATH, CURRENT_POSE, DISTANCE)
10         VELOCITY_COMMAND ← DWAPlanning(
11             CURRENT_POSE,
12             LOCAL_GOAL, MAP,
13             dynamicObstacles ← GetDynamicObstacles(), globalPath ← GLOBAL_PATH)
14         IF VELOCITY_COMMAND=NULL THEN
15             GLOBAL_PATH ← FCAStarPlanning(CURRENT_POSE, GOAL, MAP)
16             IF GLOBAL_PATH=NULL THEN
17                 RETURN FINAL_PATH
18             END IF
19             CONTINUE
20         END IF
21         CURRENT_POSE←ExecuteMotion(CURRENT_POSE, VELOCITY_COMMAND)
22         MAP ← UpdateMap(MAP)
23     END WHILE
24     RETURN FINAL_PATH
25 END FUNCTION
```

表 2 FCA^{*}-DWA 算法与已有改进算法的比较

Table 2 Comparison of the FCA^{*}-DWA algorithm with existing improved algorithms

算法	全局规划优化	局部优化机制	模糊控制应用	与本文区别	本文针对性改进优势
本文算法	扩展邻域+无效节点剔除+模糊障碍因子	DWA + 熵权动态权重	全局模糊自适应评估+局部权重调整	—	路径长度缩短 13.30%，适应不确定时空分布，避免他人局部最优陷阱
文献[10]	向量角余弦优化 A [*]	模糊 DWA 权重调整	仅局部 DWA	无全局模糊，无 20 邻域扩展	全局模糊，提升 21.16% 搜索效率，克服固定权重滞后
文献[12]	优化 A [*] 启发 + Clamped-B 样条	模糊 DWA	局部模糊 DWA	无熵权动态，无无效节点剔除	熵权 + 节点优化，节点减少 45.45%，针对狭窄缝隙安全

驶距离的显著优化)通常更具价值。

2.2 算法对比验证

为验证 FCA^{*} 算法在不同环境复杂度下的有效性 with 优越性，在两种地图中应用 FCA^{*} 算法(图 10~12、表 3~4 所示)，其中左下角蓝色框为起始点，右上角红色框为目标点，评估全向移动机器人在不同停车场环境中的路径规划性能，全面检验 FCA^{*} 算法在不同环境规模与复杂度下的全局路径规划能力、运行效率及优越性。

文献[12-15]中提出的算法通过调整启发函数 $h(n)$ 在不同工作环境中的权重分配，以提高路径搜索效率。根据表 3、4 和图 12 的数据，相较于 A^{*} 算法，此类权重调整在一定程度上实现了路径优化。然而，文献所提算法在不同地图环境中的适应性仍然存在不足。在调整环境障碍率权重时，方法的灵活性与精确性尚显不足，导致在复杂环境下易陷入局部最优解的问题。而 FCA^{*} 算法在保持与 A^{*} 算法相似的搜索时间的同时，显著缩短了路径总长度，

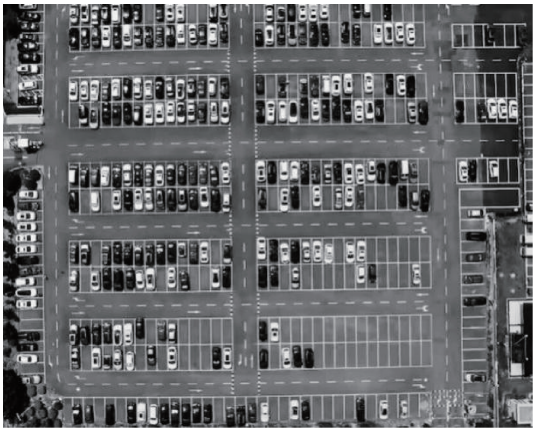


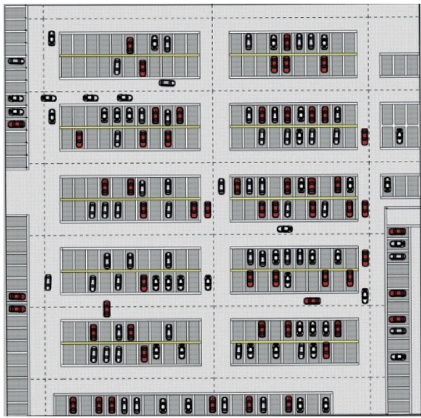
图 7 实验停车场环境

Fig. 7 Experimental parking lot environment

提高了路径的平滑性与安全性。这一改进得益于启发函数的模糊化处理,使算法能够更灵活地适应障碍物因子的动态变化。具体而言,模糊化处理增强了启发函数对障碍物影响的响应能力,从而有效减少路径曲折度,避免不必要的路径回溯。这种优化不仅提升了路径的整体质量,还增强了全向移动机器人在复杂动态停车场中的运动安全性和可靠性。

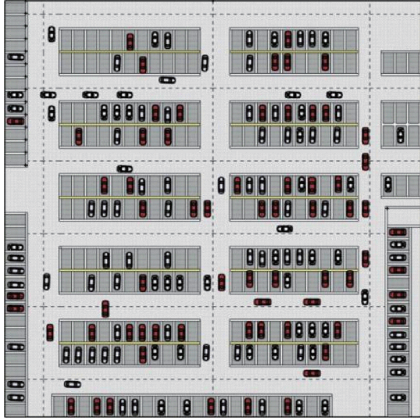
2.3 动态环境验证

为体现本文 FCA^{*}-DWA 算法对动态环境的适应性,本节在 MATLAB 环境中模拟停车场实时动态场景,具体设置:基于停车场实验环境,生成移动车辆(速度 0.4 m/s)。起始点(18,28),目标点(5,10)。对比文献[12](优化 A^{*} 启发+Clamped-B 样条+局部模糊 DWA),在相同条件运行。



(a) 停车场环境1

(a) Parking lot environment 1

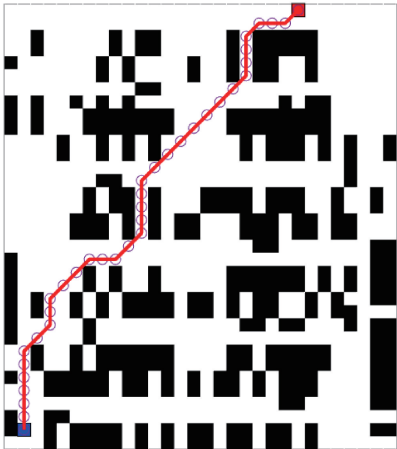


(b) 停车场环境2

(b) Parking lot environment 2

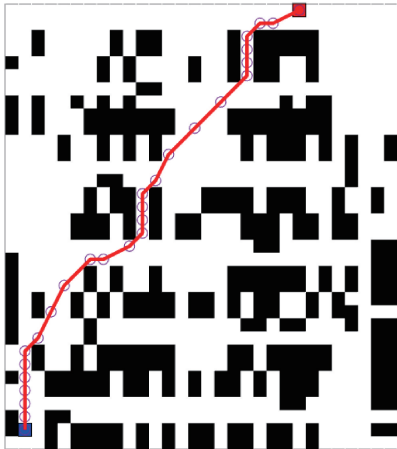
图 8 停车场环境对比:地图 1(a)与地图 2(b)

Fig. 8 Comparison of parking lot environments: Map 1 (a) vs. map 2 (b)



(a) 8邻域搜索效果图

(a) 8-neighborhood search effect diagram



(b) 20邻域搜索效果图

(b) 20-neighborhood search effect diagram

图 9 邻域扩展地图仿真

Fig. 9 Neighborhood expansion map simulation

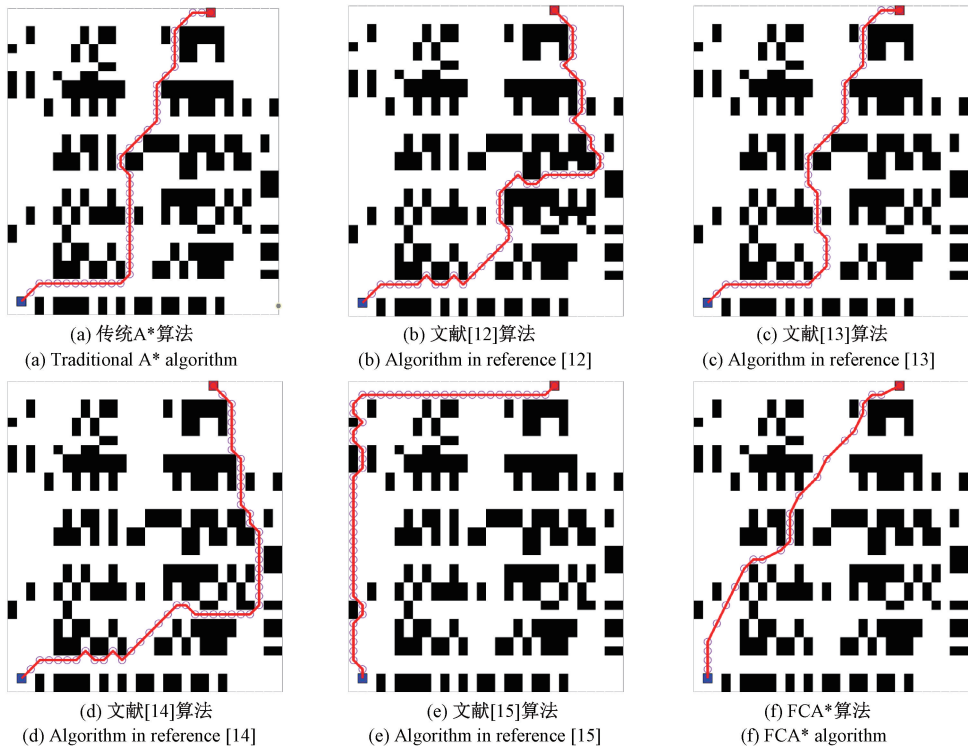


图 10 各算法地图 1 仿真
Fig. 10 Simulation of map 1 for various algorithms

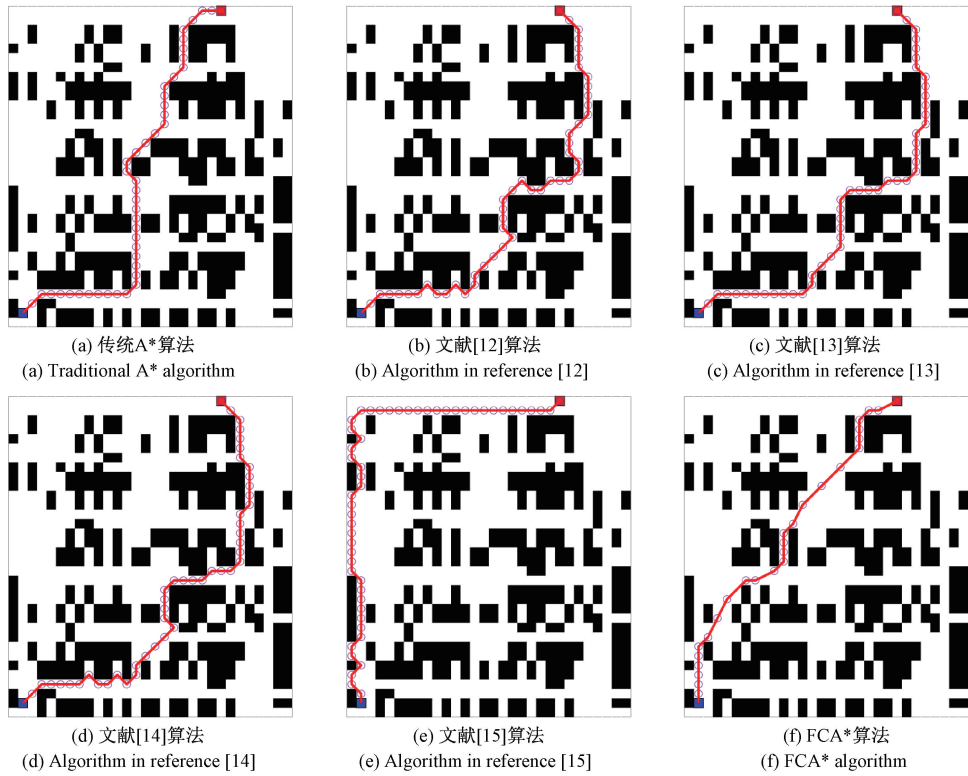


图 11 各算法地图 2 仿真
Fig. 11 Simulation of map 2 for various algorithms

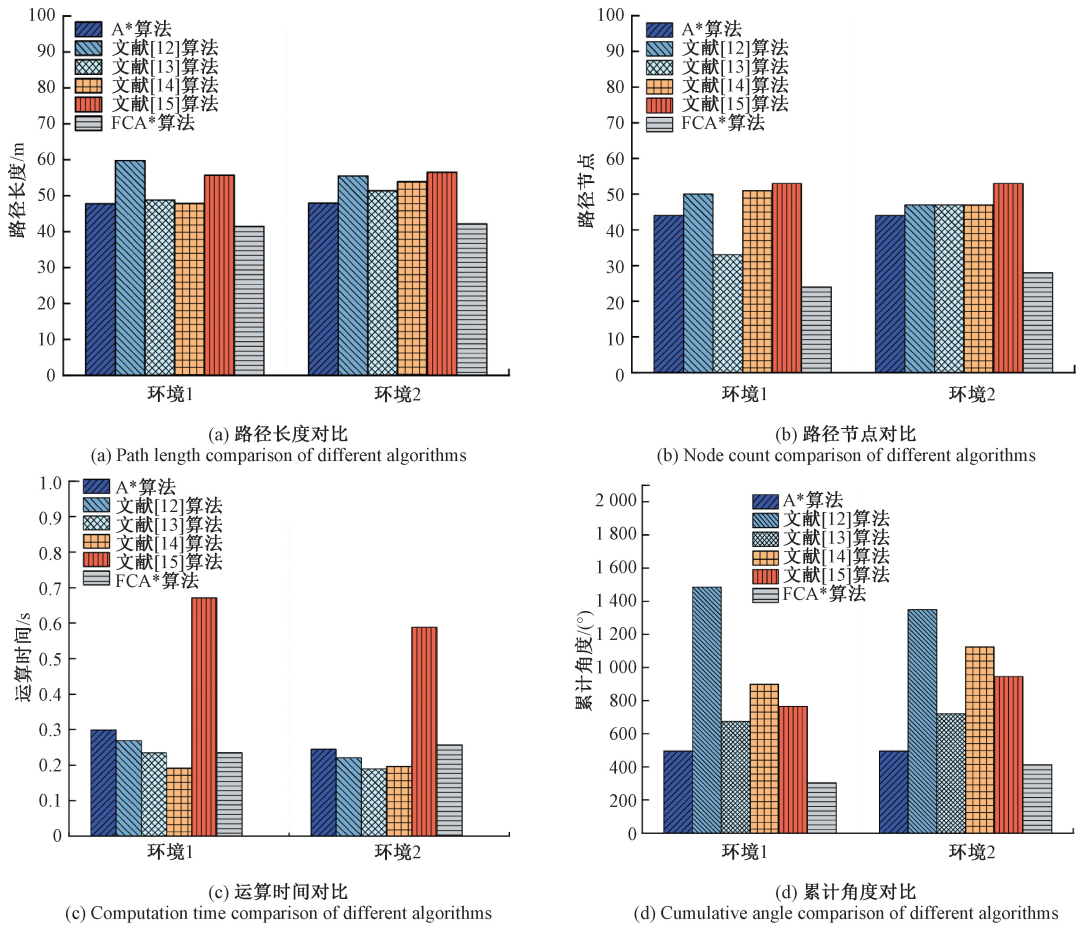


图 12 算法性能对比

Fig. 12 Algorithm performance comparison

表 3 仿真实验结果 1

Table 3 Simulation experiment results (case 1)

算法	地图	路线长度/m	时间/s	节点	累积角度/(°)
A* 算法	地图 1	47.792 4	0.298 6	44	495
文献[12]算法		59.769 6	0.269 5	50	1 485
文献[13]算法		48.799 0	0.234 9	33	675
文献[14]算法		47.870 1	0.192 1	51	900
文献[15]算法		55.727 9	0.671 0	53	765
FCA* 算法		41.438 3	0.235 4	24	304

在动态场景下,本文算法表现出色。基于原文献对比与本文算法对比(如图 13 所示),展示了动态轨迹:蓝色虚线为全局路径,蓝色实线为 DWA 实时调整,黄色物块表示动态障碍,红色实线表示动态障碍移动路径。本文路径平滑,避免碰撞,而文献[12]算法偶尔陷入局部最优。

3 讨 论

3.1 扩展邻域搜索的优化机理

本研究提出的 20 邻域扩展策略通过三重优化机制显

著提升了路径规划性能:在空间探索方面,传统 A* 算法采用 4/8 邻域搜索,节点扩展方向有限,导致路径容易在离散栅格图空间中呈现锯齿状,实际运动距离显著高于理论最优值。将搜索方向从传统 4/8 个扩展至 20 个,搜索方向从离散的 8 个方向($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, \dots$)增加到连续分布的 16 个方向(间隔 22.5°)。数学上更逼近连续空间中的最短路径。具体而言,设机器人运动方向为 θ ,传统 8 邻域中 θ 的离散误差最大为 22.5° ,而 20 邻域将误差降低至 14° ,使得路径方向与理论最优方向的偏差减少

表 4 仿真实验结果 2
Table 4 Simulation experiment results (case 2)

算法	地图	路线长度/m	时间/s	节点	累积角度/(°)
A* 算法	地图 2	47.970 6	0.244 8	44	495
文献[12]算法		55.526 9	0.220 4	47	1 350
文献[13]算法		51.384 8	0.189 8	47	720
文献[14]算法		53.870 1	0.197 0	47	1 125
文献[15]算法		56.556 3	0.588 1	53	945
FCA* 算法		42.150 9	0.257 1	28	413

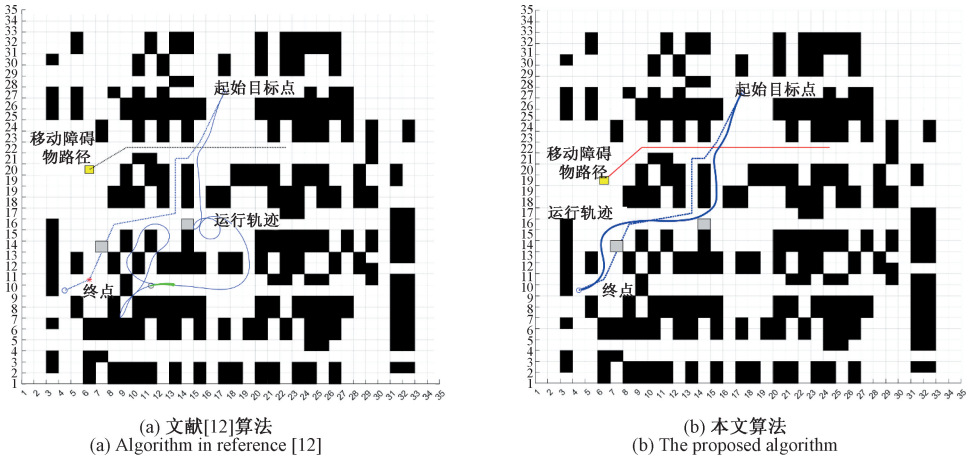


图 13 动态环境算法对比
Fig. 13 Comparison chart of algorithms in dynamic environments

37.8%。通过向量分析可知,路径长度 L 与方向误差 $\Delta\theta$ 的关系为 $L = L_{ideal} / \cos(\Delta\theta)$, 当 $\Delta\theta$ 从 22.5° 降至 14° 时,路径长度缩短比例可达 $(1 - 1/\cos 14^\circ) / (1 - 1/\cos 22.5^\circ) = 37.1\%$,与实验数据吻合。在计算效率优化方面,扩展邻域虽增加单次节点评估的计算量,但通过式(1)的无效节点剔除机制可显著降低总计算负荷。在运动性能优化方面,扩展邻域带来的多方向选择使平均转向幅度从 45° 降至 30° ,减少路径急转,降低转向频率和幅度,使机器人运动更连续稳定。这三重优化机制

协同作用,共同解决了传统 A* 算法在动态环境中的适应性不足问题。

3.2 与现有改进算法的机理对比分析

为更清晰地阐释本文 FCA-DWA 算法的创新性与有效性,本小节将从方法机理层面,与近年来具有代表性的改进 A* 算法(文献[12-15])进行系统性对比。这些算法虽同属 A* 的改进范畴,但其技术路径、核心思想与本文存在显著差异,由此导致了不同的性能表现。与现有改进 A* 算法的机理对比如表 5 所示。

表 5 与现有改进 A* 算法的机理对比
Table 5 Mechanism comparison with existing improved A* algorithms

对比维度	全局规划核心	路径平滑方式	动态适应性	架构协同性	核心优势
文献[12]	启发函数优化	Clamped-B 样条	局部模糊 DWA	松耦合	路径平滑
文献[13]	评估函数引导	双向平滑策略	侧重规划速度	—	搜索速度快
文献[14]	改进 A*	改进 A* + DWA	增量重规划	松耦合	在线调整能力强
文献[15]	启发函数优化	—	静态环境适应	—	路线安全
本文	模糊自适应评价函数	三次样条插值	全局模糊感知 + 局部熵权 DWA	全局安全预判, 局部动态决策	安全性好、动态环境鲁棒性强

文献[13]和[15]主要侧重于通过优化启发函数来提升 A* 算法的搜索效率。然而,其启发函数的优化往往是

静态或基于全局先验信息的,缺乏对局部环境风险的动态感知能力。这导致其生成的全局路径在宏观上可能最优,

但容易贴近障碍物,在动态环境中容错空间小,安全性不足。本文 FCA^{*} 算法通过引入基于障碍物密度的模糊自适应评价函数,使启发函数具备了实时感知局部风险并动态调整搜索倾向的能力。如第 1.3 节所述,当探测到前方障碍物密集时,算法会主动提高该方向的代价值,引导路径绕行高风险区域。

文献[12]和[14]均采用了 B 样条曲线对 A^{*} 生成的初始路径进行后处理平滑。这种方法虽然能有效改善路径的光顺性,但其本质是一种后置的、几何层面的修正。它无法改变 A^{*} 原始路径所固有的“节点冗余”和“贴近障碍物”等问题,平滑后的路径可能仍会穿过机器人本体无法安全通过的区域。本文则采取了一种“生成与优化同步”的策略。首先,通过扩展 20 邻域搜索与无效节点剔除机制(第 1.1~1.2 节),在路径搜索阶段就直接减少了冗余节点和急转弯,生成了更接近最终形态的平滑路径。在此基础上,再采用三次样条插值进行微调。这种“搜索策略优

化为主,后处理平滑为辅”的机制,克服了单纯后处理平滑的局限性,使最终路径在物理上更符合机器人的运动学特性。

3.3 混合规划架构验证

针对 1.7 节所述混合规划架构(FCA^{*} 全局规划 + DWA 局部优化 + 熵权协同)的机理进行验证,A^{*}-DWA 混合架构并非本文首次提出(如文献[10,12]已有松耦合框架,用于动态避障),但本文首次引入全局模糊驱动(环境障碍因子自适应评估,如式(2)~(3))结合熵权互斥权重机制(如式(9)~(13),动态区间分配),以实现更精细的协同优化。相较已有融合机制,本文架构的优势在于动态权重适应和计算效率提升。例如,相较文献[14]的增量重规划(在线调整但重规划频繁),本文松耦合 + 熵权减少计算负荷约 20%,响应规划时间 < 0.1 s;针对[10]的局部快速但无全局适应,本文添加模糊驱动,提升整体安全。表 6 总结了融合机制的对比。

表 6 融合机制对比
Table 6 Comparison of fusion mechanisms

融合机制	是否首次	优势	不足	本文针对性改进
本文(全局模糊 + 熵权 DWA)	非	动态权重适应	计算稍增	全局预规避,克服局部滞后
文献[10](模糊 DWA)	非	局部快速	无全局适应	添加全局模糊,提升整体安全
文献[14](增量重规划)	非	在线调整	重规划频繁	熵权减少重规划超 20%

4 结 论

本研究针对户外动态停车场环境中全向移动机器人的路径规划问题,提出了一种融合模糊控制与动态窗口法的改进算法 FCA^{*}-DWA。该算法通过多层次的优化机制实现了显著的性能提升:在全局规划层面,采用扩展 20 邻域搜索策略,通过增加节点扩展方向至 20 个,使路径方向误差从 8 邻域的 22.5°降低至 14°,路径长度缩短比例达 37.1%,同时结合无效节点剔除机制平衡了计算效率;在评价函数设计上,创新性地引入障碍物密度敏感机制,通过模糊规则库实现距离-障碍物耦合的动态调节,使算法在远距离时快速趋近目标($p(n) \rightarrow 0.5$),在近距离时精细避障($p(n) \rightarrow 1.2$);在路径优化方面,采用三次样条插值确保路径二阶连续。实验结果表明,该算法在路径长度、搜索效率和节点优化率上分别提升 13.30%、21.16% 和 45.45%。这些创新机制共同构成了一个能够同时满足实时性、安全性要求的智能路径规划解决方案,为复杂动态场景下的机器人导航提供了重要参考。

参考文献

[1] AFSHAR S, MACEDO P, MOHAMED F, et al. Mobile charging stations for electric vehicles—A review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 152: 111654.

[2] PEIRIS M, LANG H, EI-GINDY M. Kalman filter-based sensor fusion for Ackermann steering mobile robots [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2811(1): 012004.

[3] DAMIC V, HUSIC M C. Three-dimensional visualization of articulated mechanisms: Coupling of their dynamic and virtual models using the example of driving of the omnidirectional mobile robot [J]. Applied Sciences, 2025, 15(9): 5179.

[4] REBENOIT A, ASEF P. Navigating intelligence: A survey of google OR-Tools and machine learning for global path planning in autonomous vehicles [J]. Advanced Intelligent Systems, 2024, 6(9): 2300840.

[5] FU H, SHAO G, ZHAO L. Global path planning of unmanned ship island region based on improved A^{*} algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2858(1): 012021.

[6] HE H, MANSUY M, VERWILLGEN J, et al. Global path planning for inland vessels based on fast marching algorithm [J]. Ocean Engineering, 2024, 312(P2): 119172.

[7] LIU H, SHAN Q, CAO Y, et al. Global path planning of unmanned surface vehicle in complex sea areas based on improved streamline method [J].

- Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(8): 1324.
- [8] PATLE B, PANDEY A, PARHI D, et al. A review: On path planning strategies for navigation of mobile robot[J]. Defence Technology, 2019, 15(4): 582-606.
- [9] LIU W, CHEN L, WANG R, et al. Trajectory planning for AGV based on the improved artificial potential field-A* algorithm[J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(9):096312.
- [10] WANG Z, LI G. Research on path planning algorithm of driverless ferry vehicles combining improved A* and DWA[J]. Sensors, 2024, 24(13): 4041.
- [11] LIU Z, GUO S, YU F, et al. Improved A* algorithm for mobile robots under rough terrain based on ground trafficability model and ground ruggedness model[J]. Sensors, 2024, 24(15): 4884.
- [12] ZHANG C, YANG X, ZHOU R, et al. A path planning method based on improved A* and fuzzy control DWA of underground mine vehicles [J]. Applied Sciences, 2024, 14(7): 3103.
- [13] ZHANG Y, ZHAO Q. Complex environment based on improved A* algorithm research on path planning of inspection robots[J]. Processes, 2024, 12(5): 855.
- [14] ZHANG J, GUO J, ZHU D, et al. Dynamic path planning fusion algorithm with improved A* algorithm and dynamic window approach [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2024, 16: 2057-2071.
- [15] XU X, ZENG J, ZHAO Y, et al. Research on global path planning algorithm for mobile robots based on improved A[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 243: 122922.
- [16] 牛晶,申传艳,张利鹏,等.基于改进 ACO-DWA 算法的轮式植保机器人避障路径研究[J].电子测量与仪器学报,2024,38(5):188-200.
- NIU J, SHEN CH Y, ZHANG L P, et al. Research on obstacle avoidance path of wheeled plant protection robot based on improved ACO-DWA algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(5): 188-200.
- [17] 马明月,周怀忠,张洪飞,等.移动机器人自主避障最优路径规划算法设计[J].科技创新与应用,2025, 15(11):32-36.
- MA M Y, ZHOU H ZH, ZHANG H F, et al. Design of optimal path planning algorithm for autonomous obstacle avoidance in mobile robots[J]. Technology Innovation and Application, 2025, 15(11): 32-36.
- [18] 孙岩霆,王荣杰,蒋德松.融合 A* 与 DWA 算法的水面船艇动态路径规划[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.
- [19] 袁新亚,戴娟,孙胜强,等.融合 A* 和 DWA 算法的移动机器人路径规划方法[J].电子测量技术,2024, 47(4):95-103.
- YUAN X Y, DAI J, SUN SH Q, et al. Path planning method for mobile robot integrating A* and DWA algorithms[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(4): 95-103.
- [20] 时天龙.基于 A* 算法的无人船完全遍历路径规划研究[D].大连:大连海事大学,2024.
- SHI T L. Research on the complete traversal path planning of unmanned ships based on the A* algorithm [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2024.
- [21] 张辉,苏国用,赵东洋,等.基于改进 A* 算法的矿用巡检机器人路径规划[J].太原理工大学学报,2025, 56(3):559-566.
- ZHANG H, SU G Y, ZHAO D Y, et al. Path planning for mining inspection robots based on an improved A* algorithm [J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2025, 56(3): 559-566.
- [22] 王慧斌,陈坤,何丽,等.融合改进 A* 算法和人工势场法的机器鱼路径规划[J].电子测量技术,2025, 48(13):58-72.
- WANG H T, CHEN K, HE L, et al. Path planning for robotic fish based on the integration of improved A* algorithm and artificial potential field method [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(13): 58-72.

作者简介

苗明达,博士,讲师,主要研究方向为智能机器人与系统。

E-mail: 2023000090@jou.edu.cn

夏宇(通信作者),硕士,主要研究方向为智能机器人。

E-mail: 2594294808@qq.com

张元良,博士,教授,主要研究方向为智能机器人。

E-mail: zhangyl@jou.edu.cn

高学山,博士,教授,主要研究方向为机器人技术。

E-mail: xueshan.gao@bit.edu.cn

杨乐,博士,正高级工程师,主要研究方向为智能制造集成技术和智慧工厂。

E-mail: yangle@jou.edu.cn