

蔡小明, 张慧, 古龙毅, 等. 基于改进蚁群-动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 广东工业大学学报, 2026, 43(1): 96-104. doi: 10.12052/gdutxb.240161.
Cai Xiaoming, Zhang Hui, Gu Longyi, et al. Mobile robot path planning based on improved ant colony and dynamic window approach[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2026, 43(1): 96-104. doi: 10.12052/gdutxb.240161.

基于改进蚁群-动态窗口法的移动机器人路径规划

蔡小明, 张慧, 古龙毅, 李冠俭, 王钦若

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 路径规划是实现移动机器人自主导航的关键环节。针对传统蚁群算法搜索效率低、易陷入局部最优且动态避障能力不足等问题, 本文提出一种改进蚁群和动态窗口法(Dynamic Window Approach, DWA)相融合的路径寻优方法, 以实现移动机器人全局路径优化以及提高局部动态避障能力。在全局路径规划中, 首先通过引入人工势场因子建立趋向性启发函数, 增强蚂蚁搜索路径过程中对目标点的导向性, 以此加快算法的搜索速度; 其次, 结合前一代最优与最差路径信息素浓度差值改进信息素更新策略, 自适应更新信息素浓度, 增强算法全局寻优能力; 之后, 采用三角减枝法删除全局路径冗余转折节点, 缩短路径长度; 最后引入3次B样条曲线优化路径拐点, 改善路径平滑性。在局部路径中, 向DWA的评价函数中添加考虑速度因素的障碍物避免代价子函数, 提高算法局部动态避障能力, 使机器人在移动的同时能够实时检测并避开障碍物。仿真结果表明: 本文提出的融合DWA的改进蚁群算法规划的路径长度、收敛速度、路径平滑度等指标较传统算法均得到改善, 且能有效提高动态避障能力。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 蚁群算法; 人工势场; 动态窗口法

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 1007-7162(2026)01-0096-09

Mobile Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony and Dynamic Window Approach

Cai Xiaoming, Zhang Hui, Gu Longyi, Li Guanjian, Wang Qinruo

(School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: Path planning is the key to realize the autonomous navigation of mobile robots. Aiming at the problems such as low search efficiency of traditional ant colony algorithm, proneness to falling into local optimal and insufficient dynamic obstacle avoidance ability, a path optimization method combining improved ant colony and dynamic window approach (DWA) is proposed to realize global path optimization and improve local dynamic obstacle avoidance ability of mobile robots. In the global path planning, the heuristic function is established by introducing the artificial potential field factor to enhance the orientation of ants to the target point in the process of path searching, so as to accelerate the search speed of the algorithm. Secondly, in the pheromone update strategy, the extra increment of pheromone concentration difference between the optimal path and the worst path in the previous generation is added to adaptively update the pheromone concentration and enhance the global optimization ability of the algorithm. Then, the triangular pruning method is used to delete the redundant transition nodes of the global path and shorten the path length. Finally, cubic B-spline curve is introduced to optimize the path inflection point and improve the path smoothness. In the local path, an obstacle avoidance cost subfunction considering the speed factor is added to the evaluation function of DWA to increase the local dynamic obstacle avoidance ability of the algorithm, so that the robot can detect and avoid obstacles in real time while moving. The simulation results show that the proposed ant colony algorithm with DWA can improve the path length, iteration times, number of turning points and path smoothness compared with the traditional algorithm, and can effectively

收稿日期: 2024-12-17 录用日期: 2025-03-13 网络首发日期: 2025-06-17

基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2022B0701180001)

作者简介: 蔡小明(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为嵌入式系统设计, E-mail: 18177968141@163.com

通信作者: 张慧(1979-), 女, 讲师, 博士, 主要研究方向为时滞系统优化控制、电机控制系统、柔性系统控制、深度学习, E-mail: zh2008@gdut.edu.cn

improve the dynamic obstacle avoidance ability.

Key words: mobile robot; path planning; ant colony algorithm; artificial potential field; dynamic window approach(DWA)

近年来,随着机器人技术与人工智能的快速发展,移动机器人在社会服务、工农业生产、航空航天等诸多领域得到了广泛的应用^[1]。路径规划是实现移动机器人自主导航的关键环节,长期以来都是智能机器人领域的重要研究方向和技术难点,其目的是使机器人能够在未知或复杂环境中自主分析周围环境信息,规划出一条从起点到终点的安全、可靠的最优路径。路径规划可划分为全局路径规划和局部路径规划。目前,常见的全局路径规划算法包括传统算法(Dijkstra算法^[2]、A*算法^[3-4])和智能优化算法(遗传算法^[5]、蚁群算法^[6-7]、快速随机扩展树算法^[8])。局部路径规划算法主要包括动态窗口法(Dynamic Window Approach, DWA)^[9]、人工势场法^[10]。

蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)算法是模拟自然界中蚂蚁觅食过程中群体协作行为的群体智能优化算法。蚁群算法具备自适应性强、全局搜索能力出色等优点,但在实际应用中存在收敛速度慢、易陷入局部最优等问题。为解决蚁群算法在机器人应用中的缺陷与不足,研究学者们提出各种改进策略。薛翔等^[11]提出一种根据迭代次数动态调整信息素挥发因子的策略,动态调节信息素挥发因子直至合适值,增强算法全局搜索能力,但在处理复杂环境时仍可能陷入局部最优解的问题。Wu等^[12]提出一种自适应蚁群优化算法,通过结合路径的起点、目标点和转弯次数的位置信息,改进启发式函数同时引入自适应伪随机传输规则来选择下一节点,提高了规划路径的目的性,但使期望启发值过大易陷入局部最优解。Dai等^[13]引入A*算法的评价函数和弯曲抑制算子,改进启发式信息,增加了全局路径的平滑度,但在面对复杂障碍物环境时仍可能出现路径规划不稳定的问题且鲁棒性欠佳。Chen等^[14]综合考虑未知因素影响下的路径安全、路径长度和转弯等多种要素,优化信息素更新机制,增强了改进算法的鲁棒性,但该方法在前期仍面临盲目搜索的问题。

DWA是一种解决移动机器人的局部避障常用的规划算法。近年来,国内外诸多研究学者为提高DWA算法局部轨迹规划的效果进行了大量研究。Yang等^[15]将蚁群算法与DWA融合,利用改进蚁群规划的全局路径作为导航信息,结合优化DWA构造具有运动约束的机器人模型,然后对采样窗口和评估

函数进行改进,提高了机器人的路径跟踪能力、动态避障能力和运动稳定性,但是未考虑所规划路径的平滑性问题。Xiang等^[16]针对DWA在复杂环境中适应性差的问题,结合目标航向函数评分与权重,并考虑当前时刻和下一时刻机器人的模拟轨迹末端航向角作为评价指标,利用模糊逻辑调整权重系数。Chang等^[17]将强化学习方法引入DWA中,通过实时调整权重值,提升了路径规划的成功率,但该方法计算量较大,导致时间开销较高,影响实时性的表现。

综上所述,本文考虑移动机器人的实际应用场景,提出一种改进蚁群融合DWA算法的路径规划算法,以实现移动机器人全局路径优化与局部避障性能的提升。通过对传统蚁群算法中的启发式因子和信息素更新机制进行改进调整,其次采用三角剪枝法、B样条曲线等策略对路径进行二次优化;并与改进的DWA算法融合,将改进蚁群算法最优全局路径的关键节点作为DWA的全局指引,结合DWA的避障能力进行实时动态路径规划。本文的改进算法在复杂的动态环境下,路径的搜索性能、平滑度及动态避障方面都有明显的改进。

1 模型建立与算法基础

1.1 环境模型建立

工作环境模型的构建是研究移动机器人路径规划的重要环节。栅格法简单高效且适用性强,本文采用栅格法构建移动机器人的工作环境模型,如图1所示。

移动机器人在进行路径规划时,将其工作环境区域按栅格进行划分,并规定机器人可以向周围8个

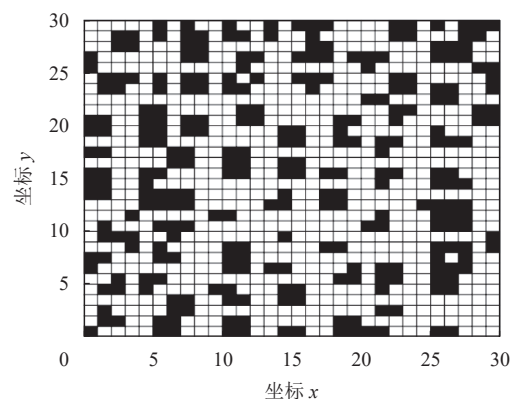


图 1 环境模型栅格地图

Fig.1 Raster map of environmental model

方向移动(障碍物和边界除外),如图2所示。将环境划分为若干栅格单元,根据有无障碍物对其分类:不存在障碍物的可通行区域以白色标识;存在障碍物的区域被视为不可通行区域,以黑色表示。当机器人运动到图中的某一特定栅格时,去除其上次移动方向,可向其当前位置临近的任意方向移动(障碍物方向不可移动)。

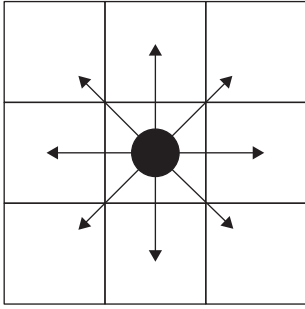


图2 机器人运动方向示意图
Fig.2 Robot motion direction diagram

1.2 传统蚁群算法

蚁群算法的基本原理是通过模仿自然界蚂蚁觅食活动中通过释放和感知信息素来找到最短路径。蚂蚁在行进过程中会在其经过的路径上留下信息素作为引导信号,用于影响后续蚂蚁的路径选择行为。当后来的蚂蚁在面临路径决策时,会优先考虑那些信息素浓度较高的路径段。经过多次迭代,信息素浓度较高的路径会逐渐形成最优路径。

传统蚁群算法的转移概率如式(1)所示。

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{j \in \text{allowed}_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $P_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 的状态转移概率; α 为信息素影响因子; β 为期望启发信息影响因子; $\tau_{ij}(t)$ 为路径 (i, j) 信息素浓度; allowed_k 为栅格地图可移动区域集合; $\eta_{ij}(t)$ 为启发式函数,与节点 i 到节点 j 之间的距离成反比,表达式如式(2)所示。

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (2)$$

式中: d_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间的欧氏距离,如式(3)所示。

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

搜索路径过程中信息素更新公式如式(4)~(6)所示。

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{蚂蚁 } k \text{ 本次迭代经过的路径 } (i, j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中: ρ 为信息素挥发系数, $1-\rho$ 为蚂蚁信息素残留系数; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 本次迭代搜索中在路径 (i, j) 留下的信息素; Q 为信息素强度系数; L_k 为蚂蚁 k 本次迭代后经过的路径长度。

2 改进蚁群算法

2.1 改进启发信息函数

在传统蚁群算法中,原始公式中的启发信息函数仅基于路径代价,其对蚂蚁路径选择的引导作用较弱,导致蚂蚁在初期搜索路径过程中行为较为随机,缺乏明确的目标性,进而使初始搜索路径的质量不佳,而蚁群算法又具有正反馈效应,进一步造成初始阶段路径搜索缓慢且后续的路径优化容易沿着次优路径进行强化,导致算法陷入局部最优解。针对上述问题,本文提出一种启发信息函数改进策略,在启发信息函数中引入势场引力因子,增强蚂蚁在前期路径搜索过程时对目标点的方向性,提升蚁群算法在初始阶段的路径探索效率。

改进的启发信息函数如式(7)~(9)所示。

$$\eta_{ij}(t)^* = \frac{\alpha}{d_{ij}} \quad (7)$$

$$\alpha = \varphi^k \quad (8)$$

$$k = \lambda d(j, E) \quad (9)$$

将式(8)~(9)代入到式(7)中得:

$$\eta_{ij}(t)^* = \frac{\varphi^{\lambda d(j, E)}}{d_{ij}} \quad (10)$$

式中: α 为引入的人工势场因子; k 为当前节点 j 到目标节点的人工势场引力; φ 为常量,取值 $(0, 1)$; $d(j, E)$ 为当前节点到目标节点 E 的距离。

上述改进势场启发信息函数,在距离影响基础上额外添加了引力因子调节目标点的吸引力强度,增强路径搜索过程中蚂蚁对目标位置的导向作用,使得路径搜索更具目标性和方向性。相比传统的启发函数,改进启发函数使蚂蚁在初始阶段选择路径时能够更加关注目标区域,减少盲目搜索的情况,加

速搜索过程,减少因启发信息较弱导致的路径搜索低效和陷入局部最优的风险。

2.2 改进蚁群信息素更新策略

传统蚁群算法信息素更新机制主要依赖信息素的浓度和挥发过程来引导搜索,缺乏有效的机制来提高路径探索的能力,当某些路径因初期随机因素积累较多的信息素时,路径会被过度重复选择,导致搜索过程的多样性大幅降低,限制了蚁群对其他潜在优质路径的探索。这种偏向性虽能够在一定程度强化路径选择的效率,但也易使蚂蚁群体陷入局部最优解。为解决此问题,本文提出一种动态调整信息素的机制:在每轮迭代后,结合最优与最差路径上信息素的差值,自适应调整信息素浓度以此信息素差值作为调节因子,对当前迭代的信息素浓度进行自适应调整,确保较优路径得到有效强化,同时避免某些局部路径上的信息素过度积累,防止搜索陷入局部最优。

信息素更新如式(11)~(13)所示。

$$\tau_{ij}(t+1)^* = (1-\rho)\tau_{ij} + \Delta\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^*(t) \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{ij}^*(t) = \sum_{k=1}^m \Delta^* \tau_{ij}^k(t) \quad (12)$$

$$\Delta^* \tau_{ij}^k(t) = Q(u/L_b - e/L_w) \quad (13)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}^*(t)$ 为最优与最差路径上蚂蚁所携带的信息素总和的差值; $\Delta^* \tau_{ij}^k(t)$ 为蚂蚁 k 在路径 (i,j) 上残留信息素增量, u 、 e 为本次搜索过程中最优与最差路径上的蚂蚁数量, L_b 、 L_w 为本次迭代搜索中最优与最差路径长度。

通过式(13)改进的信息素更新策略,加入对最差路径和最优路径的权重调节,加强了对优质路径的激励,削弱了对不良路径的依赖,使得算法在搜索路径时更加高效、避免陷入局部最优,并且提高了路径搜索的收敛速度。

2.3 路径裁剪优化策略

蚁群算法规划出的路径存在许多的冗余转折节点,规划的路径过长,将导致移动机器人在导航过程中需要进行多次转弯。因此,本文在初步完成路径规划的基础上,进一步引入三角剪枝法^[18]对规划路径进行二次优化处理,去除路径中存在的多余转折节点,保留关键节点,缩短路径长度。其基本原理:在路径规划的结果中,对已规划路径依次选取相邻的转

折节点并尝试将其进行直线连接,若连接后的路径未与障碍物发生碰撞或穿越,即认为该段路径中间的节点为冗余点,则删除2个转弯点之间的冗余路径,并用直线代替这段路径。路径裁剪优化示意图如图3所示。

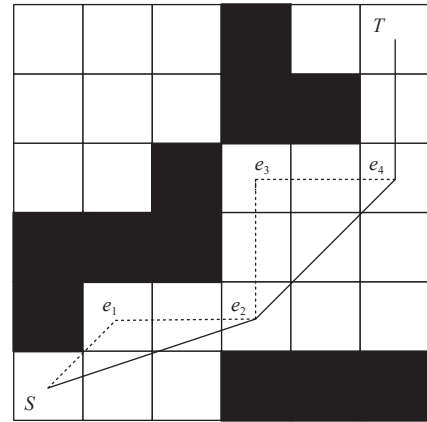


图3 路径裁剪优化示意图

Fig.3 Path clipping optimization diagram

图3中, S 为起始点, T 为目标点,传统蚁群算法规划的初始路径为 $S-e_1-e_2-e_3-e_4-T$,采用三角剪枝法策略对路径进行优化,可知在 $S-e_1-e_1-e_2$ 之间未经过障碍物,故 e_1 为冗余转弯节点,给予删除,将 $S-e_2$ 连接并更新为最新路径;同理, e_2-e_3 、 e_3-e_4 之间未经过障碍物,则删除冗余节点 e_3 ,并连接 e_2-e_4 为最新路径。经过二次优化后的路径为 $S-e_2-e_4-T$,优化后的路径相较优化前更短且转弯次数少。

2.4 3次B样条曲线优化

改进蚁群算法在路径规划中能有效删除路径冗余转折点,缩短路径长度,但仍存在路径不光滑、急剧转弯等问题。如图4所示,通过引入控制点来平滑实际路径中的急转弯,优化路径的平滑度^[19]。

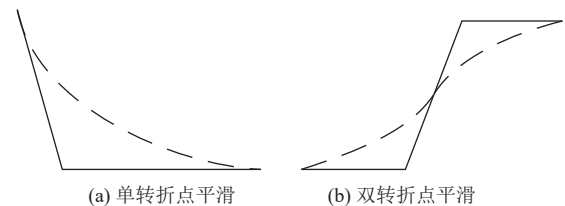


图4 不同转折点路径平滑示意图

Fig.4 Path smoothing diagram of different turning points

B样条^[20]是样条曲线的特殊表现形式,通过一组控制点以及基函数来表示曲线,能对路径进行局部修改而不影响整条路径的基本形状特征。B样条曲线方程如式(14)所示。

$$P(t) = \sum_{i=0}^n N_{i,k}(t) P_i \quad (14)$$

式中: P_i 表示曲线上的控制点坐标; n 表示控制点 P_i 的数量; $N_{i,k}(t)$ 表示第 i 个控制点对应的第 k 阶B样条基函数,其公式如式(15)所示。

$$N_{i,k}(t) = \frac{1}{k!} \sum_{m=0}^{k-i} (-1)^m C_{k+1}^m (t+k-m-j)^k \quad (15)$$

式中: j 表示曲线上控制点的索引; C_{k+1}^m 表示阶乘。

高阶B样条曲线虽然能提供较高的拟合精度,但过强的拟合能力可能导致路径曲线在环境中出现过拟合现象,造成路径偏离安全通行区域;低阶B样条曲线虽然计算较简单,但在控制点处无法确保路径的平滑性。故本文采用3次B样条曲线进行路径平滑处理。通过4个控制点 P_0, P_1, P_2, P_3 来定义每段3次多项式曲线,能够有效引导曲线的形状,实现平滑路径生成。

3 改进DWA

3.1 DWA原理

DWA基于机器人运动学模型、环境信息以及硬件性能约束等因素,在其线速度和角速度的允许范围内采样多个速度组合,并利用这些速度组合模拟机器人在一定时间间隔内的运动轨迹,选择出最优速度组合作为下一步的运动指令。

3.1.1 机器人运动模型

考虑机器人的实际应用,先建立运动模型如式(16)所示。

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{bmatrix} + \Delta t \begin{bmatrix} \cos \theta_{t-1} & 0 \\ \sin \theta_{t-1} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_t \\ \omega_t \end{bmatrix} \quad (16)$$

式中: $[x_t, y_t, \theta_t]^T$ 表示时刻 t 机器人在世界坐标系中的位置; $[x_{t-1}, y_{t-1}, \theta_{t-1}]^T$ 表示时刻 $t-1$ 机器人在世界坐标系中的位置。

3.1.2 速度采样

DWA把局部避障问题转化为在速度空间中求解的3个受约束的优化问题:

(1) 速度约束:机器人因自身硬件性能的影响,其运动时线速度 v 与角速度 ω 值大小应当受到限制,故采样速度约束公式如式(17)所示。

$$V_s = \{(v, \omega) | v \in [v_{\min}, v_{\max}], \omega \in [\omega_{\min}, \omega_{\max}]\} \quad (17)$$

式中: v_{\max} 和 v_{\min} 分别为机器人能达到的线速度的最大值和最小值, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为移动机器人能达到的

角速度的最大值和最小值。

(2) 电机加减速约束:在对机器人速度进行采样时,需确保机器人速度始终保持在允许的加速度范围内。约束公式如式(18)所示。

$$V_d = \left\{ \begin{array}{l} (v, \omega) | v \in [v_c - u_{d\max} \Delta t, v_c + u_{i\max} \Delta t], \\ \omega \in [\omega_c - \alpha_{d\max} \Delta t, \omega_c + \alpha_{i\max} \Delta t] \end{array} \right\} \quad (18)$$

式中: v_c 和 ω_c 为机器人当前时刻的线速度和角速度; $u_{d\max}$, $u_{i\max}$ 为机器人的最大减速度和最大加速度; $\alpha_{d\max}$, $\alpha_{i\max}$ 为机器人最大角减速度和最大角加速度。

(3) 安全制动距离约束:移动机器人遇到障碍物时,需要保证一定的安全距离,避免在速度阈值内与障碍物发生碰撞,其约束公式如式(19)所示。

$$V_a = \left\{ \begin{array}{l} (v, \omega) | v \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) \cdot u_{d\max}}, \\ \omega \leq \sqrt{2 \text{dist}(v, \omega) \cdot \alpha_{d\max}} \end{array} \right\} \quad (19)$$

式中: $\text{dist}(v, \omega)$ 为机器人在当前线速度和角速度下预测运动轨迹与障碍物之间的最短距离。

3.1.3 评价函数

在DWA中,为实现避让障碍物与快速接近目标位置的双重目标,轨迹评价函数被设计为由多项加权评分指标组成的综合函数。评价函数公式如式(20)所示。

$$G(v, \omega) = \lambda[\alpha \cdot \text{head}(v, \omega) + \beta \cdot \text{dist}(v, \omega) + \gamma \cdot \text{vel}(v, \omega)] \quad (20)$$

式中: $\text{head}(v, \omega)$ 为偏航角评价函数,衡量当前速度产生的机器人轨迹方向与目标点的对齐程度; $\text{dist}(v, \omega)$ 为距离评估函数,评估当前速度 (v, ω) 下模拟轨迹与最近障碍物之间的最短距离; $\text{vel}(v, \omega)$ 为速度评价函数,用于评价采样轨迹对应的线速度大小; α, β, γ 分别表示3个评价函数对应的权重系数。

3.2 改进DWA算法

传统DWA的距离评价函数只关注了机器人与周围障碍物之间的几何直线距离来判断路径安全性,忽略了机器人当前的运动状态对避障决策的影响。当机器人面对复杂障碍物布局或快速变化的动态环境时,可能出现无法及时规避障碍的情况,甚至会陷入局部最优解。为解决上述问题,增强机器人移动过程中的动态避障能力,本节在现有评价函数的基础上,添加一种障碍物规避代价函数。改进障碍物规避代价函数如式(21)所示。

$$\text{obsdist}(v, \omega) = \sum_m \frac{\mu}{l_m + \tau} \cdot e^{-\sigma(\theta_m - \theta_s)^2} \cdot y(v, \omega) \quad (21)$$

式中： μ 为正则化参数，衡量障碍物规避代价大小； l_m 为距离关键参数； τ 为小正数，确保在极小的距离下不会出现除以零的情况； σ 为权重系数，用于平衡目标方向与避障方向之间的重要性； θ_m 和 θ_g 分别为机器人坐标位置到第 m 个障碍物和目标点的夹角； $y(v,\omega)$ 为考虑机器人当前速度状态的函数。为真实反映机器人在运动状态下的避障困难，设 $y(v,\omega) = \gamma_1 v^2 + \gamma_2 |\omega|$ ，其中 γ_1 和 γ_2 是调节线速度 v 和角速度 ω 对避障代价影响的参数。

引入改进的障碍物规避代价函数不仅考虑了机器人与障碍物的几何距离，还综合速度和方向对避障策略的影响，使机器人能更灵活地应对复杂环境和动态变化。通过调整线速度和角速度对避障代价

的影响，进一步提升路径的平稳性和合理性。

3.3 融合算法流程

本文提出的改进蚁群算法具备较强的全局路径搜索能力，但在面对具有动态或者未知障碍物的场景时适应性较差，因此提出改进蚁群与优化后的DWA相结合的路径规划算法，在改进蚁群算法完成全局路径规划的基础上采用三角剪枝法和3次B样条曲线对路径进行二次优化，以确保全局路径的连续性和平滑性。在局部路径规划上采用改进的DWA，根据实时环境信息对轨迹进行动态调整，确保机器人在跟踪全局路径的同时生成并调整可行的局部路径，以避免突然出现的障碍物，提高路径规划的安全性及效率。融合算法的流程图如图5所示。

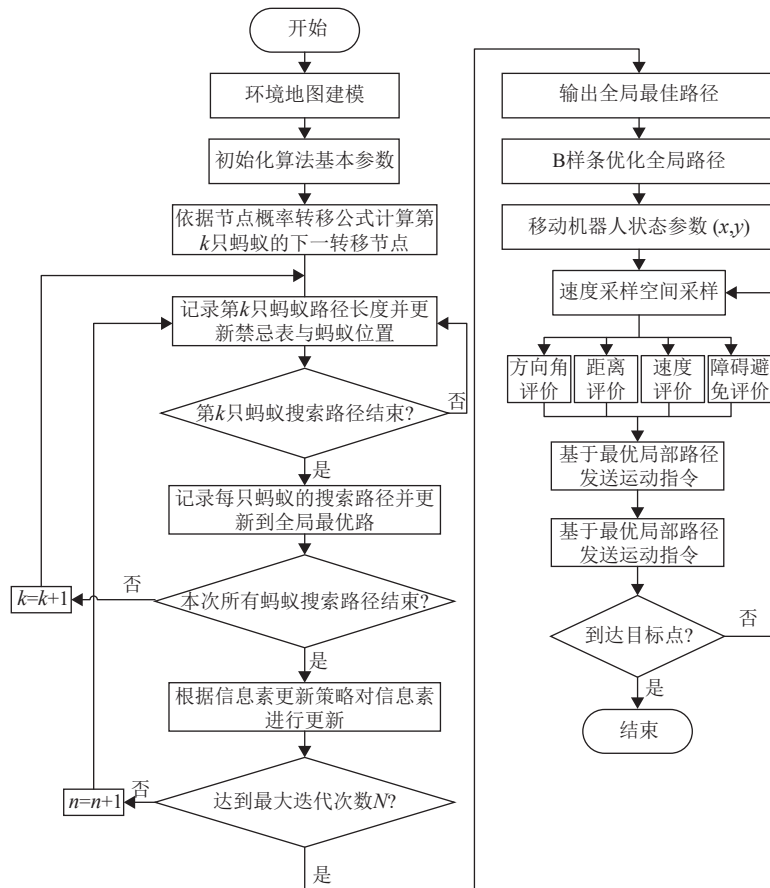


图 5 融合算法流程图

Fig.5 Fusion algorithm flow chart

4 融合仿真实验与分析

4.1 改进蚁群算法仿真与分析

为验证本文改进蚁群算法的可行性与有效性，在Matlab2021b上搭建尺寸为30×30的栅格地图进行仿真实验对比，设置栅格地图的障碍物率不低于30%，将本文算法与传统蚁群算法、文献[11]算法、文献[21]算法在相关参数一致的情况下进行性能对比。

本文仿真实验环境为：Windows11, CPU 3.3 GHz, MATLAB R2022b, 通过实验分析后本文实验公共参数的设置如表1所示。

4种算法仿真结果和收敛曲线如图6、7所示，实验结果汇总于表2。

结合图7和表2可得出：

(1) 在路径长度方面，传统蚁群算法路径规划性

表1 仿真实验参数表
Table 1 Simulation experiment parameter table

参数	数值
蚂蚁数量 N /个	100
信息素重要性因子 α	1
信息素挥发因子 ρ	0.8
信息素强度 Q	10
精英蚂蚁数量 b	5
启发信息重要性因子 β	2
迭代次数 K	100

能最差,存在明显的冗余路径。本文改进算法在规划出路径后进行2次优化,使路径长度得到进一步缩短。由表2可知本文算法规划路径长度对比于文献[11]、[21]的算法,分别缩短了1.8%和4.8%,相对传统算法缩短了14.6%。

(2) 在收敛速度方面,传统蚁群算法在搜索过程中的迭代收敛曲线波动剧烈,需要经过51次迭代才

可达到稳定状态,效率较低。文献[11]、[21]的算法在收敛性能方面有所提升,分别经过17次和13次迭代就可达到稳定状态。本文改进算法通过优化信息素更新机制与启发信息函数引导策,仅需7次迭代即实现稳定收敛,表现出显著的高效性和稳定性。与传统蚁群算法相比,迭代次数减少了86.3%,相比文献[11]、[21]的算法分别减少了58.8%和46.2%,极大提高了算法的实时响应能力。

表2 实验结果对比
Table 2 Comparison of experimental results

算法	最优路径长度/m	迭代次数	转弯次数
传统蚁群算法	50.53	51	26
文献[11]算法	43.96	17	14
文献[21]算法	45.35	13	15
本文改进算法	43.16	7	9

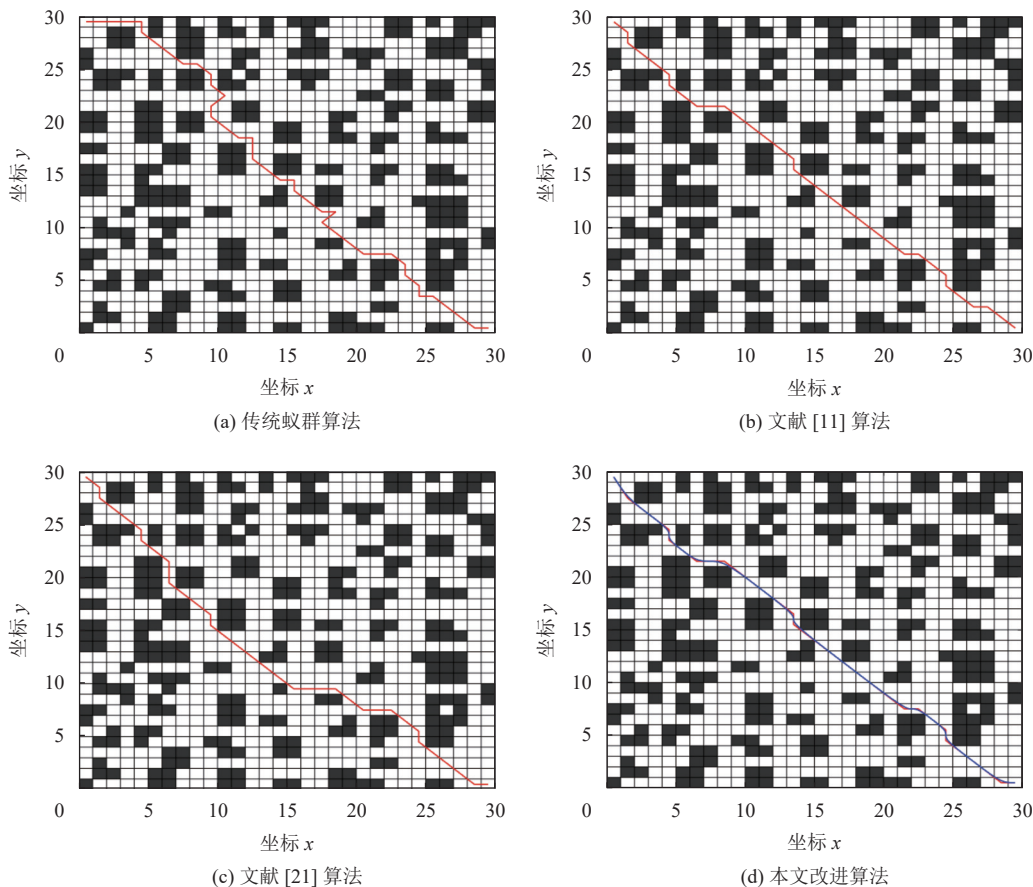


图6 不同算法的路径

Fig.6 Path of the different algorithms

(3) 在转弯次数方面,传统蚁群算法存在较多不必要的转弯点,导致整体路径较长且不平滑。相比之下,文献[11]、[21]的算法在路径平滑度方面有较好

改善,路径转弯数分别为14个和15个。如图6(d)所示,红色路径为本文改进算法规划路径,蓝色路径为平滑处理后路径,本文改进算法引入三角剪枝法对路

径进行2次优化,进一步删除路径中冗余的转折节点,同时结合B样条曲线进行路径平滑处理,有效降低了拐点数量。

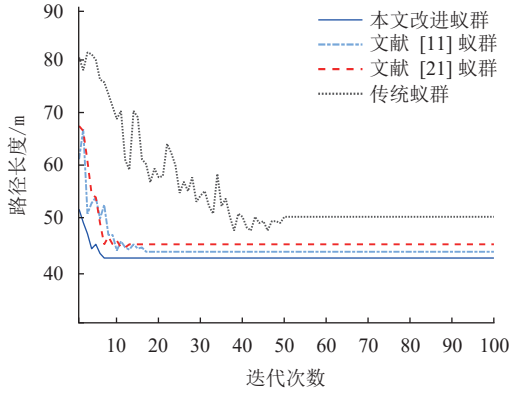


图 7 不同算法收敛曲线

Fig.7 Convergence curves of the different algorithms

4.2 改进蚁群融合DWA算法仿真与分析

为验证融合算法的局部动态避障能力,设置30×30的栅格地图环境,改进蚁群算法的参数如表1所示,改进动态窗口法的参数设置如表3所示。

表 3 实验参数

Table 3 Experimental parameters

参数	数值	参数	数值
最大线速度/(m·s ⁻¹)	1.5	线速度分辨率/(m·s ⁻¹)	0.01
最大角速度/(rad·s ⁻¹)	20	角速度分辨率/(rad·s ⁻²)	1
最大加速度/(m·s ⁻²)	0.2	初始角度/(°)	45
最大角加速度/(rad·s ⁻²)	50	障碍物速度/(m·s ⁻¹)	0.25

评价函数中各项权重 $\alpha=0.15, \beta=0.1, \gamma=0.3$ 在栅格地图中设置起点和目标点,然后生成改进蚁群的最优全局路径,在此基础上,加入若干静态障碍物以及动态障碍物进行实验,结果如图8所示。

在图8(a)中,基于本文改进蚁群算法实现全局路径规划,并在路径上设置好未知的静态和动态障碍物。如图8(b)所示,机器人在开始避让未知障碍物之前,沿着最优全局路径行进;在前行过程中提前检测到第1个未知障碍物的出现,机器人迅速切换至改进的DWA进行局部避障,成功避开障碍物后再次返回全局最优路径,继续向目标点前进。

图8(c)展示了机器人使用融合算法成功且安全地避开第2个未知静态障碍物的情景。图8(d)展示了机器人安全通过狭窄路段并避开未知动态障碍物的情景,通过本文添加的障碍物规避代价子函数,机器人会根据与动态障碍物的相对距离动态调整障碍物规避代价,最终成功以相对安全的距离避开靠近的动态障碍物。由图8(e)记录了完成路径规划生成的完

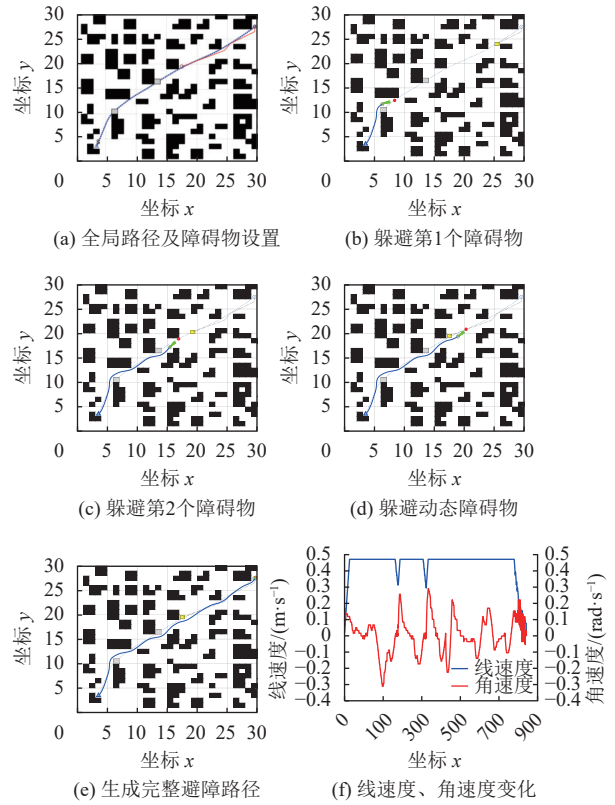


图 8 融合算法路径规划仿真结果

Fig.8 Fusion algorithm path planning simulation results

整路径,本文算法最终所得的规划路径,兼顾了全局导航的最优性与局部安全避障的高效性。

图8(f)记录了整个过程中机器人的角速度和线速度的变化。在融合全局路径规划与改进DWA的控制策略下,机器人在保持较高直线速度行驶效率的同时,能通过角速度调节实现对路径的高响应性跟踪与转向调整。在运动过程中,其线速度出现2次小幅度下降且角速度出现震荡次数较少,这种变化是在考虑当前的速度和位置后,为安全避开障碍物而调整速度,使得机器人在遵循全局路径规划的同时,也能快速、安全地避开障碍物,确保路径行驶的安全性,符合移动机器人实际应用中对于路径可靠性和运行安全的要求。

5 结论

本文针对传统蚁群算法在移动机器人路径规划中存在的问题进行改进。通过引入人工势场因子,建立趋向性启发函数;结合前代最优与最差路径上信息素浓度差值作为信息素调节因子,自适应更新信息素浓度;采用三角减枝法、B样条曲线等策略对传统蚁群算法进行改进,提高了算法全局路径的搜索性能、平滑度及动态避障能力。在移动机器人的局部避障方面,将改进蚁群算法生成的最优全局路径

作为动态窗口法的引导,同时在轨迹评价函数中引入障碍物规避代价函数,根据机器人对障碍物的相对位置来动态调整障碍物规避代价,增强移动机器人在动态环境中的避障能力。通过仿真实验对改进蚁算法与DWA融合进行验证。实验结果表明,本文算法在复杂环境下均表现出较传统算法更优的性能,充分发挥了全局路径规划的优势,且能够有效避开障碍物并减少路径长度,确保路径规划在满足安全性的前提下提供更加高效、稳定的行驶方案。

参考文献:

- [1] 陶永, 刘海涛, 王田苗, 等. 我国服务机器人技术研究进展与产业化发展趋势[J]. *机械工程学报*, 2022, 58(18): 56-74.
TAO Y, LIU H T, WANG T M, *et al.* Research progress and industrialization development trend of Chinese service robot[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(18): 56-74.
- [2] ZHOU Y, HUANG N. Airport AGV path optimization model based on ant colony algorithm to optimize Dijkstra algorithm in urban systems[J]. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 2022, 35(9): 1-7.
- [3] 郭聚刚, 于军琪, 冯春勇, 等. 基于改进A*算法的机器人不平坦地形全局路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(5): 309-322.
GUO J G, YU J Q, FENG C Y, *et al.* Global path planning for robots on uneven terrain based on an improved A* algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(5): 309-322.
- [4] ZHANG H, T Y, ZHU W, *et al.* Global path planning of unmanned surface vehicle based on improved A-star algorithm[J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6647.
- [5] 陈丽芳, 杨火根, 陈智超, 等. B样条技术与遗传算法融合的全局路径规划[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2024, 58(12): 2520-2530.
CHEN L F, YANG H G, CHEN Z C, *et al.* Global path planning with integration of B-spline technique and genetic algorithm[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2024, 58(12): 2520-2530.
- [6] 聂清彬. 基于动态自适应蚁群优化算法的移动机器人路径规划[J]. *计算机应用*, 2024, 44(S1): 351-354.
NIE Q B. Path planning of mobile robots based on dynamic self-adaptive ant colony optimization algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 44(S1): 351-354.
- [7] LIU C, WU L, XIAO W S, *et al.* An improved heuristic mechanism ant colony optimization algorithm for solving path planning[J]. *Knowledge-based Systems*, 2023, 271: 110540.
- [8] CAO X M, ZOU X J, JA C Y, *et al.* RRT-based path planning for an intelligent litchi-picking manipulator[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 156: 105-118.
- [9] 王倩, 李俊丽, 杨立炜, 等. 改进蚁群融合DWA算法的移动机器人路径规划[J]. *兵工自动化*, 2023, 42(4): 79-84.
WANG Q, LI J L, YANG L W, *et al.* Mobile robot path planning based on improved ant colony and DWA algorithm[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2023, 42(4): 79-84.
- [10] LIN Z, YUE M, CHEN G, *et al.* Path planning of mobile robot with PSO-based APF and fuzzy-based DWA subject to moving obstacles[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2022, 44(1): 121-132.
- [11] 薛翔, 朱其新, 朱永红. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J]. *西安工程大学学报*, 2024, 38(6): 59-66.
XUE X, ZHU Q X, ZHU Y H. Robot path planning based on improved ant colony optimization[J]. *Journal of Xi'an Polytechnic University*, 2024, 38(6): 59-66.
- [12] WU L, HUANG X, CUI J, *et al.* Modified adaptive ant colony optimization algorithm and its application for solving path planning of mobile robot[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 215: 119410.
- [13] DAI X, LONG S, ZHANG Z, *et al.* Mobile robot path planning based on ant colony algorithm with A* heuristic method[J]. *Frontiers in Neurobotics*, 2019, 13: 15.
- [14] CHEN Y, WU J, HE C, *et al.* Intelligent warehouse robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 12360-2367.
- [15] YANG L W, FU L X, L P, *et al.* An effective dynamic path planning approach for mobile robots based on ant colony fusion dynamic windows[J]. *Machines*, 2022, 10(1): 50.
- [16] XIANG L, LI X, LIU H, *et al.* Parameter fuzzy self-adaptive dynamic window approach for local path planning of wheeled robot[J]. *IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2021, 3: 1-6.
- [17] CHANG L, SHAN L, JIANG C, *et al.* Reinforcement based mobile robot path planning with improved dynamic window approach in unknown environment[J]. *Autonomous Robots*, 2021, 45(1): 51-76.
- [18] 刘显贵, 赵率棚. 基于改进蚁群算法的电动叉车路径规划技术研究[J]. *长春工业大学学报*, 2023, 44(4): 353-359.
LIU X G, ZHAO S P. Research on the path planning technology of electric forklift truck based on improved ant colony algorithm[J]. *Journal of Changchun University of Technology*, 2023, 44(4): 353-359.
- [19] 陈梦源, 乔贵方, 邹旭, 等. 改进双向A*算法的移动机器人路径平滑处理研究[J/OL]. *系统仿真学报*. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0693>.
CHEN M Y, QIAO G F, ZOU X, *et al.* Research on path smoothing processing of mobile robot based on improved A* algorithm[J/OL]. *Journal of System Simulation*. <https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.24-0693>.
- [20] 陈都, 侯明, 张学东. 改进RRT结合B样条的移动机器人路径规划研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(23): 38-44.
CHEN D, HOU M, ZHANG X D. Research on path planning of mobile robot based on improved RRT and B-spline[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(23): 38-44.
- [21] WANG Z, WU C, XU J, *et al.* Research on path planning of cleaning robot based on an improved ant colony algorithm[J]. *MATEC Web of Conferences*, 2021, 336: 07005.

(责任编辑: 杨耀辉 英文审核: 熊荣斌)