

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.02.037

基于 ATF 蚁群算法的移动机器人路径规划

王伟, 沈士哲, 周中猛

(东北林业大学 机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040)

摘要: 为克服传统蚁群算法在路径规划中存在的转弯多、易陷入局部最优、收敛慢等问题, 提出一种 ATF 改进蚁群算法。通过引入人工势场引力调整启发函数, 加快收敛速度; 提出自适应信息素更新方法, 结合最优路径与最差路径的信息素差异, 提高路径优化效果; 采用三角减枝法去除多余转弯, 减少行驶过程中的转弯次数, 利用数学公式与数学模型进行算法的收敛性证明。实验结果表明: 所提算法在转弯次数、效率、收敛速度和路径长度方面均优于对比算法。

关键词: 移动机器人; 改进蚁群算法; 路径规划

中图分类号: TP242 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2026)02-0191-07

Path Planning for Mobile Robots Based on ATF Ant Colony Algorithm

WANG Wei, SHEN Shizhe, ZHOU Zhongmeng

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: To address the issues like numerous turns, susceptibility to local optima, and slow convergence in traditional ant colony algorithms for path planning, this paper proposes an ATF improved ant colony algorithm. The attractive force of the artificial potential field is introduced to adjust the heuristic function, accelerating the algorithm's convergence speed. An adaptive pheromone update method is proposed, which uses the pheromone concentration differences between the optimal and worst paths to improve path optimization. A triangle pruning method is employed to remove redundant turns, reducing the number of turns during the robot's travel. The convergence of the algorithm is proven using mathematical formulas and models. Experimental results show that the proposed algorithm outperforms the comparison algorithms in terms of turn count, efficiency, convergence speed, and path length.

Keywords: mobile robot; improved ant colony algorithm; path planning

0 引言

近年来我国科学技术迅速发展并取得了显著成果, 尤其是在机器人领域成果突出。在新冠肺炎疫情期间, 机器人成为众多行业的焦点, 机器人的使用极大地减轻了人们的工作负担, 并减少了人为失误带来的损失^[1-2]。对于移动机器人而言, 自主执行任务的关键在于路径规划^[3], 即在有限时间内确定从起始位置到目标位置的最优路径^[4]。目前, 以 PRT 算法、A* 算法和传统蚁群算法为代表的多种路径规划算法已经得到广泛应用, 但它们各自仍存在一些固有缺陷^[5-7], 例如收敛速度不理想、易碰撞障碍物边缘、容易陷入局部最优解^[8], 以及生成路径非最优等问题, 这一系列问题亟待改进^[9]。

蚁群算法因其卓越的自适应性和鲁棒性在众多领域受到青睐^[10], 但其也存在一些不足之处,

主要包括路径规划中的转弯点多、易陷入局部最优、收敛速度慢和搜索盲目等问题^[11-13]。国内外学者针对这些固有缺陷提出了多种改进建议。LIU 等^[14]提出的 IHMACO 算法通过 4 种改进机制提升路径规划效率和全局搜索能力, 在减少转弯次数和提高搜索效率方面具有显著优势。翟志波等^[15]提出一种基于拉普拉斯分布与动态窗口融合的蚁群算法来解决机器人路径规划。罗子灿等^[16]设计了转角启发函数和改进的距离启发函数, 以增强目标节点对寻路蚂蚁的指向性。王晓明等^[17]提出了一种改进的蚁群算法, 通过 A* 算法初步规划优路径, 结合自适应启发函数提高搜索效率, 使用调节因子改进信息素更新, 加快收敛并趋向最优路径。LYRIDIS^[18]针对算法在局部避障中的不足, 整合了模糊逻辑算法与蚁群算法, 赋予机器人识别波、流、风和动态障碍物的能力。PASANDI 等^[19]在景区中应用了结合蚁群算法与

第一作者简介: 王伟(1976—), 男, 黑龙江绥化人, 副教授, 硕士生导师, 硕士, 研究方向为软计算技术、机电一体化技术, 1354942726@qq.com。

改进A*算法的技术,发现其能够高效规划景点路线。NTAKOLIA等^[20]提出了一种结合混沌蚁群优化和模糊逻辑的两级路径规划架构,解决全局与局部路径问题,适合可穿戴智能辅助系统的实时应用。时维国等^[21]提出了一种混合型算法,将局部路径规划的人工势场法与全局路径规划的蚁群算法相结合,从而增强了移动机器人在复杂环境中的避障和路径规划能力。尽管上述研究已取得了显著进展,但仍存在易陷入局部最优、前期搜索盲目、转弯点过多以及在复杂地形中路径搜索速度较慢等问题。

因此,针对上述问题本研究进行了深入分析与改进,提出了一种蚁群算法(ant, triangle, artificial potential field, ATF),旨在解决传统蚁群算法在路径规划时效率低、搜索时间长以及路径拐点多等问题。为了减少初期搜索的盲目性,引入了势场启发函数。此外,为了防止运行时陷入局部最优解,采用了一种自适应信息素调节方式,并将三角剪枝路径优化应用于路径规划中,从而减少转弯点和冗余线。通过这些改进,可显著提高路径的实用性和效率,缩短复杂环境下的规划时间,进一步缩减路径长度。

1 环境建模

针对移动机器人路径规划过程,首先需要对其运动环境进行建模,目前常用的环境建模方法为栅格法、拓扑法、切线图法^[22-23]。栅格法结构简洁、准确可靠且具有良好的适应性与普遍性^[24],因此,本文选择栅格法来进行环境建模。在环境地图中,深色网格表示障碍物,浅色网格代表可移动区域。为了标识网格中的各个位置,采用从左至右、从上至下的顺序进行连续编号排列,从而明确网格的具体位置。通过这种方式,生成了如图1所示的20×20栅格图。

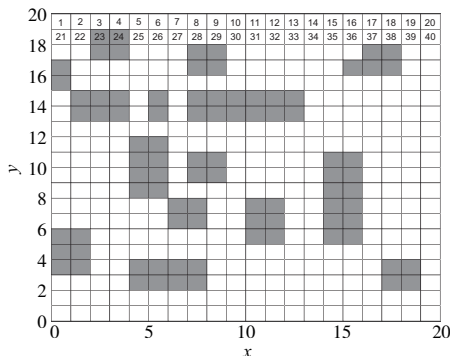


图1 环境地图构建

公式(1)所示为图内序号与坐标的关系:

$$\begin{cases} x_i = l \times \left[\frac{\text{mod}(i, A) - 1}{2} \right] \\ y_i = l \times \left[A + \frac{l}{2} - \text{ceil} \frac{i}{A} \right] \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_i 和 y_i 分别表示 i 栅格横坐标和纵坐标; i 表示栅格序号; l 表示每个栅格长度; A 表示栅格维度。

2 传统蚁群算法

传统蚁群算法为典型仿生智能优化算法^[25],原理是对自然界蚂蚁的觅食活动进行模仿,蚂蚁觅食时会分泌信息素,后面的蚂蚁会根据路径上的信息素浓度选择要走的路径^[26]。

传统蚁群算法转移概率如下:

$$P_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}, & j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P_{i,j}^k(t)$ 表示状态转移概率; α 表示信息素重要性因子,即在路径选择时受信息素影响的重要程度; β 表示期望启发信息重要性因子,即在路径选择时受启发信息影响的大小; $\tau_{ij}(t)$ 表示路径 $\langle i, j \rangle$ 信息素浓度; allowed_k 表示可行区域集合; $\eta_{ij}(t)$ 表示期望启发式信息,与节点 i 到节点 j 之间的距离成反比。表达式如下:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{ij}} \quad (3)$$

式中 d_{ij} 表示节点 i 和节点 j 的欧式距离,表达式如下:

$$d_{ij} = \sqrt{(x^i - x^j)^2 + (y^i - y^j)^2} \quad (4)$$

信息素更新公式如下:

$$\tau_{i,j}(t+n) = (1-\rho) \cdot \tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}(t) \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{i,j}^k(t) \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k, & \text{蚂蚁 } k \text{ 本次迭代所经过的路径 } \langle i, j \rangle \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: ρ 表示信息素挥发系数; $1-\rho$ 表示信息素挥发后的留存因子,取值范围(0,1); $\Delta\tau_{i,j}(t)$ 表示 M 只蚂蚁在一次迭代之后,在路径节点 $\langle i, j \rangle$ 上留下的信息素增量总和; $\Delta\tau_{i,j}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在路径 $\langle i, j \rangle$ 上留下的信息素量; Q 表示信息素强度系数,为一个常量; L_k 表示第 k 只蚂蚁本次迭代所走

过的路径长度。

3 改进蚁群算法

3.1 改进启发信息函数

在传统蚁群算法的初始搜索阶段,路径之间仅存在启发信息的差异,信息素浓度相对均匀。因此,路径搜索往往因为启发性较弱而显得盲目,导致初代路径并非最优解。加上算法的正反馈特性,前期搜索效率低下,容易陷入局部最优。为此,本文将人工势场引力与启发信息函数相结合,确保在搜索过程中启发函数具备更强的目标性,从而提高算法的搜索速度。改进后的启发信息 $\eta_{i,j}(t)^*$ 表达式如下:

$$\eta_{i,j}(t)^* = \frac{\gamma}{d_{i,j}} \quad (8)$$

式中 γ 表示人工势场引力的因子,其表达式如下:

$$\gamma = \mu^{f_a} \quad (9)$$

式中 f_a 表示当前节点 j 到目标点 E 的人工势场引力,其表达式如下:

$$f_a = \lambda \cdot d(j, E) \quad (10)$$

将式(9),式(10)代入式(8),得到以下公式:

$$\eta_{i,j}(t)^* = \frac{\mu^{\lambda \cdot d(j, E)}}{d_{i,j}} \quad (11)$$

式中: μ 表示一个常数,在(0,1)范围内取值; λ 表示正比例系数; $d(j, E)$ 表示当前节点 j 到目标点 E 的距离。

3.2 改进信息素更新规则

随着迭代次数的增加,传统蚁群算法中的信息素逐渐在地图上积累,信息素浓度最高的路径会对后续蚂蚁产生最强吸引力,最终可能陷入局部最优。为避免这一现象,需要对信息素进行自适应调节。具体方法是,将上一代最优路径上所有蚂蚁携带的信息素总和与最差路径上所有蚂蚁携带的信息素总和相减,再加上原始信息素的增量,记作 $\tau_{i,j}(t)^*$,更新公式如下所示:

$$\tau_{i,j}(t+1)^* = (1-\rho) \cdot \tau_{i,j} + \Delta\tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}^*(t) \quad (12)$$

式中 $\Delta\tau_{i,j}^*(t)$ 表示额外的信息素增量,即上一代最优路径上全部蚂蚁所携带的信息素常量总和与最差路径上全部蚂蚁所携带的信息素常量总和相减,表达式如下:

$$\Delta\tau_{i,j}^*(t) = \sum_{k=1}^m \Delta^* \tau_{i,j}^k(t) \quad (13)$$

式中 $\Delta^* \tau_{i,j}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在路径 $\langle i, j \rangle$ 上留

下的信息素增量,表达式如下:

$$\Delta^* \tau_{i,j}^k(t) = v \times Q / L_{\min} - w \times Q / L_{\max} \quad (14)$$

式中: v 表示本次迭代最优路径上的蚂蚁数量; w 表示本次迭代最差路径上的蚂蚁数量; $L_{\max}$ 和 $L_{\min}$ 分别表示本次迭代最差路径长度与本次迭代最优路径长度。

3.3 改进算法收敛性分析

改进后的信息素更新公式通过额外引入 $\Delta\tau_{i,j}(t)^*$,使得路径上的信息素浓度与其在上一代中的表现有更强的相关性。

1) 对于最短路径,增加更多的信息素,可有效提高该路径在下一次选择中的概率。

2) 对于最差路径,减少其信息素,降低该路径被选择的概率,从而避免陷入局部最优解。

在经典蚁群算法中,路径选择的转移概率由式(2)决定。在改进后的ATF蚁群算法的公式中,由于 $\Delta\tau_{i,j}(t)^*$ 引入了最佳和最差路径的差异,这意味着信息素浓度的变化速度更快,尤其是在最优路径上。因此,对于最优路径 $\langle i, j \rangle$,信息素浓度在每次迭代后增加量为下式所示:

$$\tau_{i,j}(t+1)^* > (1-\sigma) \cdot \tau_{i,j}(t) + \sum_{k=1}^m v \cdot \frac{Q}{L_{\min}} - v \cdot \frac{Q}{L_{\max}} \quad (15)$$

相较于原始公式, $\Delta\tau_{i,j}(t+1)^*$ 的增长更显著,这使得路径选择概率 $P_{i,j}(t)$ 更倾向于选择较优路径,从而加快了算法的收敛速度。

为了证明ATF蚁群算法相较于原始算法具有更快的收敛性,我们可以考虑以下几点。

1) 信息素浓度差异增加: 由于改进后的信息素更新中对最优路径增加信息素、对最差路径减少信息素,路径间的信息素浓度差异加大,这使得蚂蚁在选择路径时更倾向于选择最优路径,可减少了搜索的盲目性,增强了路径探索的针对性,从而加快其收敛。

2) 贝尔曼方程和期望路径长度: 根据贝尔曼方程,期望路径长度随着迭代次数减少。在改进的信息素更新规则中,信息素浓度的快速调整使得最优路径被反复选择,这类似于在贝尔曼方程中增加了一个奖励函数项,使得期望路径长度以更快的速度减少,表达式如下:

$$E[L](t+1) < E[L](t) - v \cdot \frac{Q}{L_{\min}} + v \cdot \frac{Q}{L_{\max}} \quad (16)$$

这一期望路径长度的减少速度显著快于经典蚁群算法中的减少速度,因此ATF蚁群算法在相

同的迭代次数下更接近最优解。

通过数学推导可以看出,改进后的信息素更新规则相较于原始蚁群算法更具收敛优势:

1) 信息素浓度差异增大:提高了路径选择的导向性。

2) 期望路径长度减少得更快:使得算法在较少的迭代次数内达到最优解。

以上的推导证明了 ATF 蚁群算法不仅有效避免了局部最优的陷阱,还显著提高了收敛速度。这是通过在信息素更新中综合考虑最优和最差路径的差异,实现了对最优路径的增强和对次优路径的抑制。

3.4 路径优化与更新

在传统蚁群算法中,最终生成的路径通常较长,且采摘机器人在移动过程中需要频繁转弯和调整方向,导致运动效率低下。为解决这一问题,提出了三角减枝法来有效去除多余的转弯点和折线。该方法的核心思想是:连接原路径中相邻的转弯节点,若路径上未遇到障碍物,则删除这两点之间的冗余折线和转弯点,更新路径。设 φ 为检查点集合, $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 为待优化路径的转弯点集合, T 为障碍物集合, R 为待检查的转弯点 P_i 和检查点 φ_i 之间连线上的全部点。在检查点集合 φ 中加入待优化的转弯点 P_1 , 并依次连接 P 中的转弯点与 φ 中的首个元素, 将连线上的点加入 R 中。若满足条件 $T \cap R = \emptyset$, 则采用该连线, 若 $T \cap R \neq \emptyset$ 则不采用, 并依次将 P 中的元素加入 φ 中进行验证, 直到 P 中所有元素验证完成。最终完成路径优化, 如图 2 所示, 优化后的路径为 $A-B-D$ 。

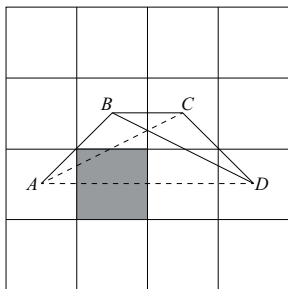


图 2 三角剪枝原理

3.5 ATF 蚁群算法流程

1) 建立栅格环境模型。利用栅格法构建移动机器人的环境模型, 设置自由栅格和障碍物栅格, 定义栅格规格, 并设定起点坐标 S 和目标点坐标 E 。

2) 初始化基本参数。设定算法的最大迭代次

数 K , 蚁群的蚂蚁数量 M , 信息素重要性因子 α , 启发信息重要性因子 β , 信息素挥发系数 ρ 等参数。

3) 计算启发式函数。使用改进的势场启发式函数(式(8))计算各路径节点的吸引力。

4) 开始迭代。记录每只蚂蚁在每次转移时经过的路径及其长度, 根据启发式函数和信息素权重选择下一个节点, 更新禁忌表 $TABU_k$ 以确保蚂蚁不回到已访问节点, 并更新路径和总距离。

5) 计算最优/最差路径。记录每只蚂蚁的路径长度, 更新当前迭代中的最优和最差路径。

6) 更新信息素。根据路径优劣, 按照改进的信息素更新式(12)一式(14)进行信息素更新。

7) 结束迭代。判断是否达到最大迭代次数, 若是, 则输出最优路径; 若否, 清空禁忌表 $TABU_k$, 返回步骤 4) 继续迭代。

8) 路径优化。对最优路径使用三角剪枝法进行优化, 得到精简路径。

9) 绘图与结果展示。绘制蚁群迭代过程中的收敛曲线、蚂蚁行走路线, 并展示最优路径与精简路径的对比图。

ATF 蚁群算法流程如图 3 所示。

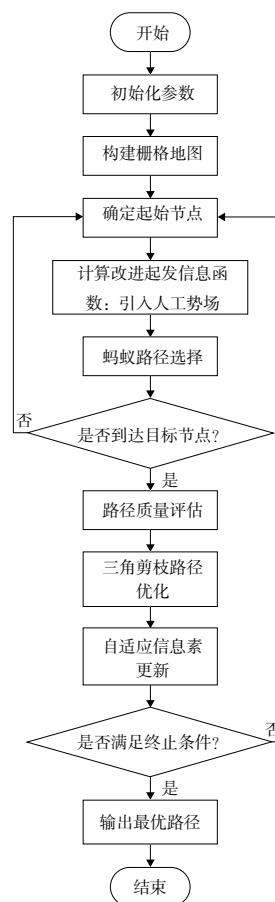


图 3 ATF 蚁群算法流程图

4 实验与仿真分析

为验证 ATF 蚁群算法在不同环境下的有效性和实用性,采用了两种复杂程度不同的栅格环境进行仿真实验,确保障碍物占栅格总数的 25%以上,并将结果与传统算法及文献[6]中的改进蚁群算法在 3 个关键指标上进行对比。实验环境为:CPU 3.30 GHz,处理器为 AMD Ryzen 9 6900HX,仿真平台为 MATLAB 2023a,设置仿真参数,迭代次数 K 为 100 次,蚂蚁数量 M 为 50,信息素浓度 α 为 1,距离启发因子 β 为 2,信息素增强系数 Q 为 10,信息素挥发系数 ρ 为 0.8,精英蚂蚁数量 b 为 5。

4.1 20×20 栅格环境仿真结果与分析

在 20×20 静态栅格环境中运行传统蚁群算法和 ATF 蚁群算法,其路径轨迹、收敛曲线及蚂蚁的爬行路线如图 4 所示。图 4(b)中浅色路径为

未使用三角减枝法优化的路径,深色路径为使用三角减枝法后优化的结果。传统蚁群算法由于启发函数引导性差,导致路径转弯点多、搜索路径长且容易陷入局部最优。本文 ATF 蚁群算法通过改进启发函数,增强对目标的引导性,改进信息素更新规则以免蚂蚁陷入局部最优解,并采用三角剪枝法对路径进行了二次优化,使收敛速度更快且转弯点减少。

经过 15 次测试并取平均值,得到 20×20 栅格地图的路径规划仿真实验数据如表 1 所示。传统蚁群算法的最优路径长度为 39.69 cm,蚂蚁历史爬行轨迹遍布全图,且需 27 次迭代才能稳定;而 ATF 蚁群算法仅需 4 次迭代即趋于稳定,蚂蚁历史爬行轨迹与规划路径基本重合,最优路径长度为 28.21 cm,各项指标均优于传统蚁群算法。

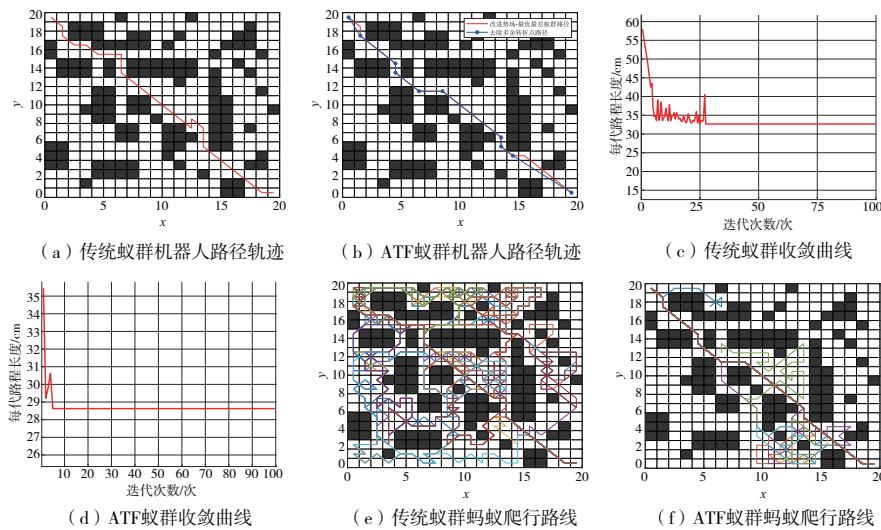


图 4 20×20 栅格地图下的全局路径规划实验

表 1 20×20 栅格地图路径规划仿真实验数据

算法	最优路径长度/cm	运行时间/s	转折节点
传统蚁群算法	39.69	5.08	12
文献[6]算法	32.81	4.23	8
ATF 蚁群算法	28.21	4.06	7

从表 1 的对比结果可见,虽然 3 种算法都能完成从起点到目标点的路径规划,但性能上存在显著差异。与传统蚁群算法相比,文献[6]算法的最优路径长度减少了 17.3%,运行时间缩短了 16.7%,转折节点减少了 33.3%。ATF 蚁群算法的最优路径长度减少了 28.9%,运行时间缩短了

20.1%,转折节点减少了 41.7%。综上所述,ATF 蚁群算法提高了搜索效率和性能,更符合移动机器人路径规划的实际需求。

4.2 30×30 栅格环境仿真结果与分析

为进一步验证本文 ATF 蚁群算法的优越性,设置更加复杂的 30×30 静态栅格环境中进行路径规划,由于环境更加复杂,于是将迭代次数增加至 200 次,其他参数保持不变。所得的路径轨迹、收敛曲线及蚂蚁爬行路线如图 5 所示。由于栅格环境扩大和障碍物增多,规划的各项指标均有所增加。

经过 15 次测试并取平均值,得到 30×30 栅格地图的路径规划仿真实验数据如表 2 所示。结果

表明,在复杂环境下,传统蚁群算法与 ATF 蚁群算法的性能差距进一步拉大。传统蚁群算法需要 103 次迭代才能收敛,路径长度为 87.36 cm,蚂蚁历史爬行轨迹依旧遍布全图。而本文 ATF 蚁群

算法只需 22 次迭代即可收敛,最优路径长度为 43.04 cm,蚂蚁历史爬行轨迹依旧与规划路径基本重合。

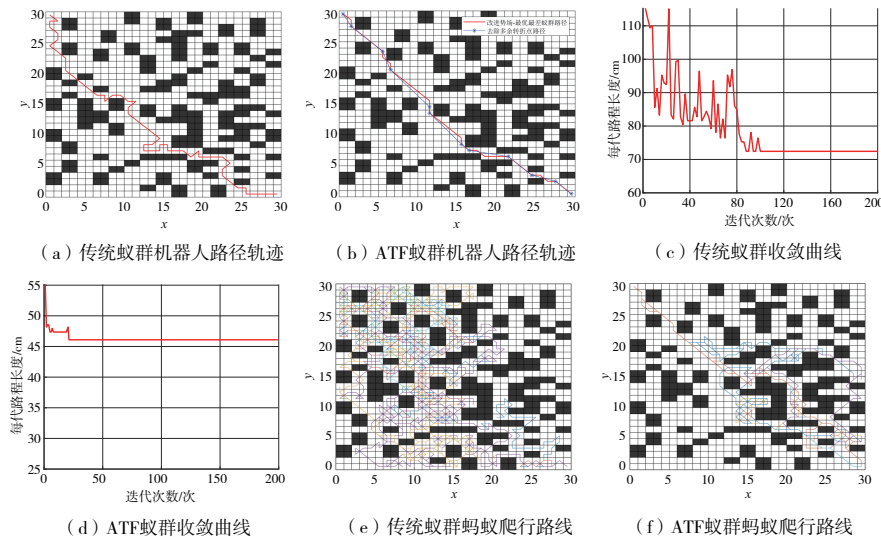


图 5 30×30 栅格地图下的全局路径规划实验

表 2 30×30 栅格地图路径规划仿真实验数据

算法	最优路径长度/cm	运行时间/s	转折节点
传统蚁群算法	62.38	33.82	29
文献[6]算法	49.82	27.43	13
ATF 蚁群算法	43.04	24.37	11

从表 2 的对比结果可以看出,文献[6]中的算法和 ATF 蚁群算法相比传统蚁群算法表现更优。文献[6]算法的最优路径长度减少了 20.1%,运行时间缩短了 18.9%,转折节点减少了 55.2%。ATF 蚁群算法在最优路径长度上减少了 31.0%,运行时间缩短了 27.9%,转折节点减少了 62.1%。综上所述,ATF 蚁群算法在路径长度、运行时间和转折节点数量等方面均表现更优,且随着栅格环境复杂度的增加,算法表现出的性能更加优异。

5 结语

通过调整启发函数引入人工势场的引力,使其受到目标点的影响,减少路径搜索初期的盲目性,从而加快算法收敛速度并提升寻优能力。此外,提出了一种自适应的信息素更新机制,基于上一代最优路径与最差路径的信息素浓度差值增加额外增量,从而提高路径优化效果,避免算法陷入局部最优。采用三角剪裁算法进一步去除路径中的多余转弯点,减少机器人行驶中的转弯次数,优

化后的路径更加平滑,符合移动机器人的运动特性。通过数学公式与数学模型证明了本文所提出的 ATF 蚁群算法收敛性优于传统蚁群算法。仿真结果表明:本文的 ATF 蚁群算法能够以更快的效率与迭代速度规划出更短且更加平滑的路径,克服了蚁群算法的缺点,具有较高的可靠性与稳定性。

参考文献:

- [1] 蔡军,钟志远.改进蚁群算法的送餐机器人路径规划[J].智能系统学报,2024,19(2):370-380.
- [2] 申铨京,施英杰,黄永平,等.基于双向蚁群算法的路径规划研究[J].哈尔滨工程大学学报,2023,44(5):865-875.
- [3] BAI X G, LIU D, XU X F. A review of improved methods for ant colony optimization in path planning[J]. Journal of Ship Research, 2024, 68(2): 77-92.
- [4] 许建民,邓冬冬,宋雷,等.基于多级视野自适应蚁群算法的移动机器人路径规划[J].农业机械学报,2024,55(11):475-485.
- [5] 袁卫声,闵志豪,权略,等.改进人工势场引导的双向扩展随机树路径规划算法[J].探测与控制学报,2024,46(3):86-93.
- [6] 宋宇,丁旭鲁,程超.基于改进蚁群算法的无人机路径规划研究[J].制造业自动化,2024,46(12):61-67.
- [7] 张格.基于改进蚁群算法的城市交通路径规划研究[J].信息技术与信息化,2023(7):195-198.
- [8] 郭宁,申秋义,钱斌,等.双重信息引导的蚁群算法求

- 解绿色多舱车辆路径问题[J]. 控制理论与应用, 2024, 41(6): 1067-1078.
- [9] 朱敏,肖阳,臧昭宇. 基于改进蚁群算法的工业机器人路径规划研究[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2023, 46(4): 463-467, 534.
- [10] 王建玲,王换换. 增强蚁群算法在移动机器人路径规划的应用研究[J]. 机床与液压, 2024, 52(10): 70-77.
- [11] 杨松,洪涛,朱良宽. 改进蚁群算法的森林防火移动机器人路径规划[J]. 森林工程, 2024, 40(1): 152-159.
- [12] 孔维立,王峰,周平华,等. 改进蚁群算法的无人机三维路径规划[J]. 电光与控制, 2023, 30(3): 63-69.
- [13] WU L, HUANG X D, CUI J G, 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.
- [14] 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.
- [15] 翟志波,戴玉森,周鹏鹏,等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(4): 5-9.
- [16] 罗子灿,何广,周倩文. 基于改进蚁群算法的AGV路径规划研究[J]. 湖南工业大学学报, 2024, 38(6): 86-92.
- [17] 王晓明,尚硕,梁超,等. 改进蚁群算法的AGV路径规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(3): 63-65.
- [18] LYRIDIS D V. An improved ant colony optimization algorithm for unmanned surface vehicle local path planning with multi-modality constraints [J]. Ocean Engineering, 2021, 241: 109890.
- [19] PASANDI L, HOOSHMAND M, RAHBAR M. Modified A* Algorithm integrated with ant colony optimization for multi-objective route-finding; case study: Yazd [J]. Applied Soft Computing, 2021, 113: 107877.
- [20] NTAKOLIA C, MOUSTAKIDIS S, SIOURAS A. Autonomous path planning with obstacle avoidance for smart assistive systems [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119049.
- [21] 时维国,宁宁,宋存利,等. 基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 407-416.
- [22] 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.
- [23] 孙凌宇,王威,刘文瀚,等. 多因素优化蚁群算法机器人路径规划[J]. 计算机仿真, 2024, 41(3): 470-476.
- [24] 刘天湖,赖嘉上,孙伟龙,等. 基于跳点优化蚁群算法的菠萝田间导航路径规划[J]. 农业机械学报, 2025, 56(4): 387-396.
- [25] 何心,李志恒,李冰,等. 一种改进蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. 现代制造工程, 2023(2): 36-43.
- [26] CHENG J. Dynamic path optimization based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of Advanced Transportation, 2023, 2023(1): 7651100.

收稿日期: 2025-01-10

(上接第179页)

- [14] 孙阳,杨先海,代瑞恒,等. 六自由度机器人的运动学分析及码垛轨迹规划[J]. 机床与液压, 2021, 49(21): 33-37.
- [15] 郭领. 一种串联机器人笛卡尔空间轨迹规划方法[J]. 机械设计与制造工程, 2020, 49(10): 34-40.
- [16] 袁锦涛,刘军,邹树梁. 基于粒子群算法的工业机器人多目标最优轨迹规划[J]. 工业仪表与自动化装置, 2021(5): 73-79, 93.
- [17] 彭思文,梁科,潘雷,等. 基于改进粒子群算法的机械臂时间最优轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(6): 31-34.
- [18] 石宪闪,苗鸿宾,张伟. 基于改进粒子群算法的六自由度机械臂时间最优轨迹规划[J]. 机床与液压, 2023, 51(1): 20-25.
- [19] 李骏,赵青,李立君,等. 基于改进粒子群算法的油茶花粉采摘机械臂轨迹规划[J]. 机械传动, 2023, 47(2): 86-92.
- [20] 付荣,居鹤华. 基于粒子群优化的时间最优机械臂轨迹规划算法[J]. 信息与控制, 2011, 40(6): 802-808.

收稿日期: 2023-11-30