

引用格式:范学兴,张彬,刘世翔,等. 基于改进蚁群算法的船舶机舱救援机器人路径规划[J]. 大连海事大学学报,2026, 52(1):87-98.

## 基于改进蚁群算法的船舶机舱救援机器人路径规划

范学兴,张彬\*,刘世翔,朱文斌  
(大连海事大学 轮机工程学院,辽宁 大连 116026)

**摘要:**为解决船舶碰撞事故引发的船体破损、沉没及人员被困问题,提出一种基于改进蚁群算法的船舶机舱救援机器人路径规划方法。针对传统蚁群算法在路径规划中存在搜索效率低、收敛速度慢等问题,对启发函数和信息素更新等要素进行改进。首先,引入自适应迭代权重因子与局部障碍密度修正项,改善蚁群前阶段搜索效率较低的问题;其次,在最佳路径上增加信息素,在迭代后对最差路径进行适当的信息素削弱,遏制劣势路径的影响。然后,引入自适应参数,使得算法在不同迭代阶段对全局最优、迭代最优及最差路径赋予不同权重,从而增强算法的收敛性与鲁棒性。通过上述改进,算法实现了从单纯依靠距离与信息素浓度到综合考虑目标点引力、障碍物排斥、局部环境复杂度及自适应搜索策略的优化转变。实验结果表明,改进算法较传统算法路径缩短10%,冗余转折节点降低65%,迭代次数减少96.4%。实船机舱场景下的验证进一步证明,该方法显著降低了路径规划中的迂回与冗余转折点,加快了收敛速度,可有效避免局部最优陷阱,进而在复杂环境下实现更高效、更稳定的路径搜索。

**关键词:**船舶机舱;救援机器人;路径规划;改进蚁群算法  
**中图分类号:**U698;TP242;TP18 **文献标志码:**A

**文章编号:**1006-7736(2026)01-0087-12

**doi:**10.16411/j.cnki.issn1006-7736.2026.01.009

### Path planning for ship engine room rescue robot based on improved ant colony algorithm

FAN Xuexing, ZHANG Bin\*, LIU Shixiang, ZHU Wenbin

(Marine Engineering College,

Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

**Abstract:** To address the issues of hull damage, sinking, and

personnel entrapment caused by ship collision accidents, a path planning method for ship engine room rescue robots based on an improved ant colony algorithm was proposed. Aiming at the problems of low search efficiency and slow convergence speed of traditional ant colony algorithm in path planning, the heuristic function and pheromone update were improved. Firstly, an adaptive iterative weighting factor coupled with a local obstacle density correction term was introduced to mitigate the low search efficiency prevalent in the algorithm's initial stages. Secondly, pheromone reinforcement was strategically applied to the optimal path, while appropriate pheromone diminution was executed on suboptimal paths following each iteration, thereby suppressing the detrimental influence of inferior routes. Thirdly, adaptive parameters were introduced to enable the algorithm to assign different weights to the global optimal, iterative optimal, and worst paths at different iteration stages, thereby enhancing the convergence and robustness of the algorithm. Through the above improvements, the algorithm has achieved an optimization transformation from relying solely on distance and pheromone concentration to comprehensively considering target point gravity, obstacle rejection, local environment complexity, and adaptive search strategies. Experimental results show that the improved algorithm shortens the path by 10% compared with the traditional algorithm, redundant turning nodes are reduced by 65%, and the number of iterations is reduced by 96.4%. The validation in real ship cabin scenarios further demonstrates that the proposed method significantly reduces detours and redundant turning points in path planning, accelerating convergence speed and effectively avoiding local optimum traps, thereby

收稿日期:2025-08-12;修回日期:2025-12-22

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFB4301702)

作者简介:范学兴(1997—),男,硕士生;张彬\*(1982—),男,博士,教授,博士生导师,E-mail:zb\_2010@dlnu.edu.cn

realizing more efficient and stable path search in complex environments.

**Key words:** ship engine room; rescue robots; path planning; improved ant colony algorithm

## 0 引 言

船舶机舱突发事件时,如何在复杂、狭窄、多障碍的舱内环境中快速规划出安全可行的救援路径,对提高抢险救援效率、保障人员生命安全具有至关重要的意义。

在移动机器人领域,路径规划方法一直扮演着重要的角色<sup>[1]</sup>。国内外学者已对路径规划算法进行了大量研究,如遗传算法<sup>[2]</sup>、粒子群算法<sup>[3]</sup>、A\*算法<sup>[4-5]</sup>、Dijkstra算法<sup>[6]</sup>、人工势场法<sup>[7-8]</sup>及DWA算法<sup>[9-10]</sup>等。然而,在船舶机舱这类空间受限、结构复杂、障碍动态多变的环境中,上述传统算法通常在收敛速度、避障能力及鲁棒性方面存在不足。

蚁群算法是由Maniezzo<sup>[11]</sup>提出的基于自然的启发式优化算法。该算法通过模拟蚂蚁在食物与巢穴之间选择最优路径的能力,已被广泛应用于路径规划领域,可有效求解最优路径问题。蚂蚁在觅食过程中,通过释放与感知信息素实现信息交互,进而选择最优路径。这种群体智能机制为路径规划提供了新的思路。

尽管蚁群算法在路径规划中已得到广泛应用,但其在复杂环境下仍存在较多问题。对此,已有学者从不同角度对其进行了改进。在启发式信息的设计方面,国内外学者针对传统蚁群算法仅以距离倒数为启发信息、引导性不足的问题提出了多种改进措施。Huo等<sup>[12]</sup>将路径距离因子及转角奖励、惩罚因子引入启发函数,以满足运动学约束并优化路径选择。冯飞等<sup>[13]</sup>采用双向搜索策略,并引入自适应启发函数,增强了蚂蚁的搜索方向性,有效提高了算法全局搜索效率。薛翔等<sup>[14]</sup>构建了趋向启发函数,使待选节点更靠近起点与终点的连线,从而有效避免算法陷入局部最优。在此基础上,引入柯西分布函数,以提升算法后期的全局搜索能力。Cui等<sup>[15]</sup>提出方向性启发机制,强调朝向目标点的方向引导作用,提高了算法的全局搜索效率。Wu等<sup>[16]</sup>构造了自适应代价

函数,综合考虑路径长度与转弯代价进行节点优劣评估,以减少拐弯次数,提升路径质量。尽管已有的研究提升了蚁群算法的搜索效率,但在障碍物密集环境中,这些方法仍存在不足。

在启发式信息的设计上,信息素更新与挥发策略直接影响蚁群算法的收敛速度与搜索稳定性。杨玉等<sup>[17]</sup>针对固定挥发率易致信息素早期过饱和的问题,在传统引导信息素的基础上加入了惩罚信息素,以防止蚂蚁的无效搜索。孟文俊等<sup>[18]</sup>设置矩形优选区域并赋予不同初始信息素浓度,按迭代次数自适应调整随机与确定选择比例,信息素挥发因子按二次函数动态调整以提升搜索效率,对最优路径进行二次规划以减少转角。Liu等<sup>[19]</sup>提出了MAX-MIN信息素约束策略,通过动态信息素更新与精英蚂蚁保留机制,使信息素不仅集中于最优路径,同时兼顾局部优质路径片段,从而加快算法整体收敛速度,并有效避免算法过早陷入次优解。这些改进策略在保持信息素正反馈优势的同时,通过对不同阶段的信息素挥发策略进行动态调整,有效提升了蚁群算法的收敛性能与全局搜索能力。但在障碍物高度密集或动态环境中,算法仍可能出现局部停滞现象。

在路径优化策略方面,为提升规划路径的平滑度和可靠性,研究人员在路径后处理及反馈策略方面也提出了诸多改进方法。徐洁等<sup>[21]</sup>引入弯曲抑制算子平滑路径,通过限制路径信息素、采用缩回机制解决凹陷障碍死锁问题。当前路径优化策略正朝着减少无效迂回、增强目标导向性、平滑路径曲线的方向不断发展。Zhou等<sup>[22]</sup>基于网格地图建模,从每次迭代得到的最优路径出发,遍历路径节点,采用直线可通性检测算法,通过最远可达节点替代法,不断更新路径节点序列,最终得到平滑的优化路径。

尽管已有研究在路径规划领域对蚁群算法进行了多方面改进,但针对船舶机舱救援机器人路径规划中存在的障碍密集、多路径分岔及实时性要求高等关键难点,本文在蚁群算法框架内从启发信息设计、信息素更新策略及搜索机制调控等方面进行了针对性改进,具体措施如下。

(1)针对机舱环境中障碍物密集、局部空间复杂的问题,在启发式信息函数中引入局部障碍密度修正项与障碍排斥机制,并结合方向角修正

与目标引力项,使蚂蚁在搜索过程中能够主动避开障碍密集区域,降低陷入局部死区与无效绕行的概率,从而提升复杂环境下的避障能力。

(2) 针对路径分岔多、易产生多条竞争路径的问题,通过在信息素更新阶段对全局最优路径、迭代最优路径及最差路径实施差异化正负反馈机制,强化优质路径、抑制劣质路径,显著扩大不同路径之间的信息素差异,引导蚁群在多分岔节点处快速聚焦更优决策方向,减少搜索分性。

(3) 针对救援任务对路径规划实时性要求高的问题,引入自适应迭代权重与动态信息素调控策略,使算法在搜索初期保持较强探索能力,在后期快速向最优路径收敛,并结合路径后处理方法削弱冗余节点与转折点,从而在保证路径质量的同时,显著降低迭代次数与计算时间。

## 1 环境建模

在蚁群算法中,栅格图是一种常用的环境建模方式,适用于路径规划、机器人导航等场景。设计场景主要包括  $20 \times 20$ 、 $30 \times 30$  栅格环境以及船舶机舱二维平面地图,机器人以恒速从起点到达目标点,整个过程为连续变化状态。

以  $20 \times 20$  栅格地图为例,如图 1 所示,白色区域为可通行区域,绘制时用 0 表示,黑色为障碍物所对应的区域,绘制时用 1 表示,通过这种方式可简化复杂环境的建模与算法处理。栅格图的主要作用是将连续空间划分为有限个离散的网格单元(栅格),移动机器人在可行区域内向周围八个方向移动(障碍物与边界除外)。

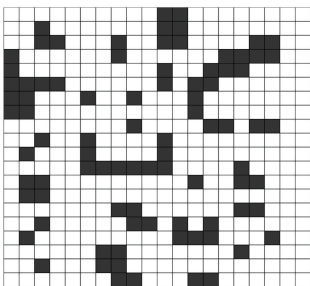


图 1  $20 \times 20$  栅格地图

Fig.1 The grid map  $20 \times 20$

## 2 原始蚁群算法

### 2.1 原始蚁群算法基本原理

蚁群算法是一种启发式算法,最初用于模拟

蚂蚁觅食行为以寻找最优路径,通过信息素分布与更新引导搜索过程。启发式函数根据目标需求,利用启发式变量优化搜索方向,平衡局部与全局探索,进而提高蚁群算法的效率<sup>[11]</sup>。

### 2.2 原始蚁群算法的缺陷

在传统蚁群算法中,蚂蚁选择下一步路径时,通常根据不同路径上信息素的浓度而定。信息素浓度值与概率选择呈正相关,因此,蚂蚁往往选择信息素浓度值最高的路径。

$$p_{ij}^k(t) = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \eta_{ij}(t)^\beta}{\sum_{s \in \Omega_i^k} \tau_{is}(t)^\alpha \eta_{is}(t)^\beta}, \quad j \in \Omega_i^k \quad (1)$$

式中:  $p_{ij}^k(t)$  为蚂蚁  $k$  从当前节点  $i$  移动到节点  $j$  的概率;  $\eta_{ij}$  为节点  $i$  与节点  $j$  之间的启发函数;  $\omega_{ij}$  为信息素浓度;  $\alpha, \beta$  分别为信息素浓度控制因子和启发值控制因子。

调整  $\eta_{ij}$ 、 $d_{ij}$  这两个参数,可以平衡信息素与启发函数对路径选择的影响。两参数满足如下关系:

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

式中:  $d_{ij}$  为节点  $i$  与节点  $j$  之间的距离。

传统启发函数仅以距离倒数为依据,既无法满足路径选择的多因素需求,又易因过度侧重当前低成本路径而陷入局部最优,导致算法过早收敛,进而影响全局最优解搜索效果。

$$\Delta\omega_{ij}(t+1) = (1-\sigma)\omega_{ij}(t) + \Delta\omega_{ij}(t) \quad (3)$$

式中:  $\omega_{ij}(t)$  为节点  $i$  与节点  $j$  之间在时间  $t$  的信息素浓度;  $\sigma$  为信息素蒸发率,满足  $0 < \sigma < 1$ ;  $\Delta\omega_{ij}(t)$  为该时刻所有蚂蚁在路径  $(i, j)$  上累积的新增信息素量,定义为:

$$\Delta\omega_{ij}(t) = \sum \Delta\omega_{ij}^k(t) \quad (4)$$

在经典蚁群算法中,单个蚂蚁信息素挥发公式表示如下:

$$\Delta\omega_{ij}^k(t) = \frac{Q}{L_q} \quad (5)$$

式中:  $Q$  为信息素强度系数;  $L_q$  为第  $q$  个蚂蚁当前迭代中所找到的路径长度。

传统信息素挥发策略在面对复杂或动态环境时易产生过早收敛、局部最优解及有效探索能力

不足等问题,从而降低算法在复杂环境中的功能。

### 3 改进蚁群算法

#### 3.1 启发函数的改进

在传统蚁群算法中,启发函数仅依赖目标点的距离信息,无法有效反映障碍物的分布特征,尤其是在障碍物密集区域,蚂蚁极易陷入局部困境,导致过度绕行路径的问题。为此,对启发式信息函数进行改进,引入了局部障碍密度修正项,但仍依靠障碍密度修正,仍不足以兼顾算法的全局搜索能力与局部收敛性能,因此,进一步引入自适应迭代权重因子。改进项主要包括:

##### (1) 局部障碍密度修正项

加入局部障碍密度因子  $\gamma\alpha_{obs}(i)$ , 定量描述节点周围障碍物的密集程度,有效避免蚂蚁在障碍密集区陷入局部困境。其中,  $\gamma$  为障碍密度影响系数,用于控制  $\alpha_{obs}(i)$  对启发信息的抑制强度。以负指数形式  $\exp(-\gamma\alpha_{obs}(i))$  动态调整局部引力强度,可有效降低在障碍密集区域的路径吸引力,避免过度偏向局部引力所造成的陷阱。

##### (2) 自适应迭代权重因子

$\omega(t)$  为自适应迭代权重因子,反映算法迭代过程中对引力作用的动态调节效果,其定义式为:

$$\omega(t) = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{t}{T_{\max}} \quad (6)$$

式中:  $\omega_{\min}$  为初始最小权重值;  $\omega_{\max}$  为最大权重值;  $t$  为当前迭代次数;  $T_{\max}$  为最大迭代次数。

迭代初期  $t$  较小时,  $\omega(t)$  取值较低,算法侧重探索;迭代后期  $t(t \approx T_{\max})$  增大,  $\omega(t)$  取值较高,算法侧重开发与收敛。动态调节目标引力与障碍排斥之间的比重,可实现算法前期的广泛探索与后期对优质路径的强化利用之间的平衡。

改进后的启发式信息函数表示式如下:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{(\mu^{f_a} [d(i,E)]^h)^{\omega(t)}}{d_{ij}} \exp(-\gamma\alpha_{obs}(i)) \quad (7)$$

式中:  $\eta_{ij}(t)$  为蚂蚁在迭代第  $t$  次从节点  $i$  走向邻接节点  $j$  时的启发函数;  $d(i,E)$  为节点  $i$  到目标点  $E$  的欧式距离;  $\mu$  为目标引力场强度比例因子,用于平衡启发项中的目标吸引力大小;  $f_a$  为目标点引力幂指数基准值,可根据问题性质选定,一般与  $d(i,E)$  或固定参数相关,距离越近,引力作用

越明显;  $h = 1/2(1 + \cos\theta)$  为角度修正项,其中,  $\theta$  为以当前节点  $i$  为顶点,指向目标点的方向与指向障碍物方向之间的夹角,  $\theta$  较大(路径偏离目标直线方向)时,  $\cos\theta$  较小,  $h$  也随之降低,反映偏离直线方向的引力减弱。

综上,当距离目标点较近、方向合理且障碍密度较低时,  $\eta_{ij}(t)$  值较高,可有效引导蚂蚁向优质区域前进;反之,当障碍密集或方向偏离时,  $\eta_{ij}(t)$  值降低,促使蚂蚁尝试其他路径。

#### 3.2 信息素挥发策略的改进

传统蚁群算法信息素挥发机制较固定,易导致在非最优路径上信息素积累,使算法陷入局部最优。为此,本文提出一种基于搜索状态的非线性动态信息素挥发与更新策略。但仅依靠挥发率调控仍存在一定局限:算法在不同迭代阶段,对全局最优、迭代最优及最差路径的敏感性与调控需求存在差异,无法实现动态适配。主要优化内容如下。

##### (1) 动态非线性挥发率调控机制

引入最优路径与最差路径长度差异作为调节因子,使信息素的挥发与更新能够动态反映路径质量。其表达式为:

$$\Delta\omega_{ij}^*(t) = k_{\text{best}} \frac{Q}{L_{\text{best}}} - k_{\text{worst}} \frac{Q}{L_{\text{worst}}} \quad (8)$$

式中:  $L_{\text{best}}$  为当前迭代中所有蚂蚁找到的最短路径长度;  $L_{\text{worst}}$  为当前迭代中所有蚂蚁找到的最长路径长度;  $K_{\text{best}}$ 、 $K_{\text{worst}}$  分别为最优路径和最差路径的权重因子,用于调节附加信息素的增加与减少。

##### (2) 自适应调节参数

设计新的信息素更新公式:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^+(t) - \Delta\tau_{ij}^-(t) \quad (9)$$

式中:  $\tau_{ij}(t)$  为路径  $(i,j)$  在迭代  $t$  时的信息素浓度;  $\rho$  为信息素挥发系数 ( $0 < \rho < 1$ ), 控制信息素的自然挥发速率;  $\Delta\tau_{ij}^+(t)$  为正向信息素增量,包括全局最优路径信息素增量和当前迭代最优路径信息素增量;  $\Delta\tau_{ij}^-(t)$  为负向信息素削弱,用于对该迭代中最差路径上的信息素进行适当扣减。

$$\Delta\tau_{ij}^+(t) = \alpha(t)\Delta\tau_{ij}^{gb}(t) + \beta(t)\Delta\tau_{ij}^{ib}(t) \quad (10)$$

$$\Delta\tau_{ij}^-(t) = \gamma(t)\Delta\tau_{ij}^{wb}(t) \quad (11)$$

式中:若  $(i,j)$  为截至当前迭代的全局最优路径,

则  $\Delta\tau_{ij}^{gb}(t) = Q/L_{gb}(t)$ , 否则  $\Delta\tau_{ij}^{gb}(t) = 0$ ; 若  $(i, j)$  为当前迭代的最优路径, 则  $\Delta\tau_{ij}^{ib}(t) = Q/L_{ib}(t)$ , 否则  $\Delta\tau_{ij}^{ib}(t) = 0$ ; 若  $(i, j)$  为该迭代的最差路径, 则  $\Delta\tau_{ij}^{wb}(t) = Q/L_{wb}(t)$ , 否则  $\Delta\tau_{ij}^{wb}(t) = 0$ ;  $Q$  为信息素强度系数, 用于量化路径长度对信息素增量的影响比例;  $L_{gb}(t)$  为截至当前迭代的全局最优路径长度;  $L_{ib}(t)$  为该迭代的最优路径长度;  $L_{wb}(t)$  为该迭代的最差路径长度;  $\alpha(t)$ 、 $\beta(t)$ 、 $\gamma(t)$  为自适应参数, 可依据迭代进程动态调整。例如:  $\alpha(t)$  随迭代进行逐渐增大, 使算法在后期更强调全局最优路径的信息素累积, 从而加速收敛。 $\beta(t)$  与  $\alpha(t)$  相辅相成, 可在迭代初期取值略大, 以鼓励对新发现的迭代最优路径进行强化, 后期则相对减小, 以突出全局最优解的地位。 $\gamma(t)$  可在迭代中后期开始增大, 对劣质路径的信息素进行更强的惩罚, 避免信息素在无效路径上过度堆积, 进而提升算法的搜索质量。

改进后的信息素更新公式为:

$$\omega_{ij}(t+1)^* = (1-\sigma)\omega_{ij}(t) + \Delta\omega_{ij}(t) + \Delta\omega_{ij}^*(t) \quad (12)$$

式中:  $\Delta\omega_{ij}^*(t)$  为基于最佳路径与最差路径差异的附加信息素更新量, 用于提高最优路径的选择概率。

综上, 信息素更新策略对全局最优、迭代最优和最差路径采用差异化处理: 通过正向增量强化优质路径 (尤其是全局最优与当前最优), 通过负向扣减抑制劣势路径, 避免其干扰后续搜索方向。结合自适应调节参数, 算法在初期保持较强探索性, 后期则实现更快更稳的收敛。

### 3.3 路径优化策略的改进

为降低蚁群算法搜索过程的随机性, 消除路径上冗余节点并降低路径长度, 本文基于路径优化算法 F-RRT\*<sup>[23]</sup>, 通过随机采样创建一个蔓延至终点的树, 并对生成的树结构进行剪枝处理, 剔除不必要的节点。

如图 2 所示, a、b 两段的路程可用路程 c 替换。由三角不等式可知, 替换后的路径更短, 故 node2 这个冗余节点可被剔除。从起点 node1 开始, 依次检查初始路径中相邻节点间的连线是否存在障碍物。若无障碍物, 则直接剔除冗余节点, 简化路径; 若存在障碍物, 则保留该节点并继续检查下一节点, 直至遍历至终点 node2。如图 3 所

示, 优化后的最终路径更为平滑、转折点更少, 路径长度也更优。

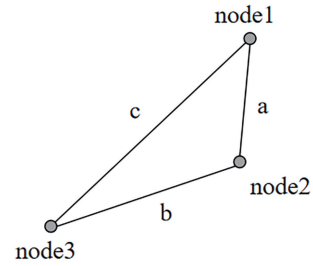


图 2 路径优化原理

Fig.2 Path optimization principle

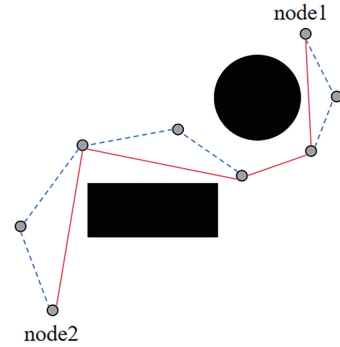


图 3 避障路径优化

Fig.3 Obstacle avoidance path optimization

### 3.4 算法步骤

改进的蚁群优化算法流程如图 4 所示, 具体步骤如下。

步骤 1: 建立栅格环境模型。构建船舶机舱栅格模型, 设置可通行栅格、障碍物栅格, 并定义栅格参数, 确定起点与目标点的坐标。设置算法的最大迭代次数 ( $K$ )、蚁群中蚂蚁数量 ( $M$ )、信息素因子 ( $\alpha$ )、启发函数因子 ( $\beta$ )、信息素挥发因子 ( $\rho$ ) 等相关参数。

步骤 2: 选择路径节点。蚂蚁依据转移概率 (式(1)) 选择路径上的下一个可行节点, 将已访问节点记录至禁忌表中, 直至蚂蚁到达目标点; 重复该过程, 直至当前迭代中的  $M$  只蚂蚁均完成搜索。

步骤 3: 记录每条路径的距离与蚂蚁数量。记录本次迭代中每只蚂蚁的行进路径与路径长度, 同时记录从起点到目标点每条轨迹上总蚂蚁数量, 并将上述信息存储至数据库中。

步骤 4: 更新信息素。利用禁忌表与数据库中的数据, 确定当前迭代中的最优路径与最差路径, 以及每条路径上的蚁群规模; 依据式(12)更新

信息素浓度。

步骤 5: 迭代终止判断。检查算法是否达到最大迭代次数:若是,输出最优路径;若否,清空禁忌表,返回步骤 2 进行下一次迭代。

步骤 6: 路径优化。对得到的最优路径进行路径优化,得到简化后的路径。

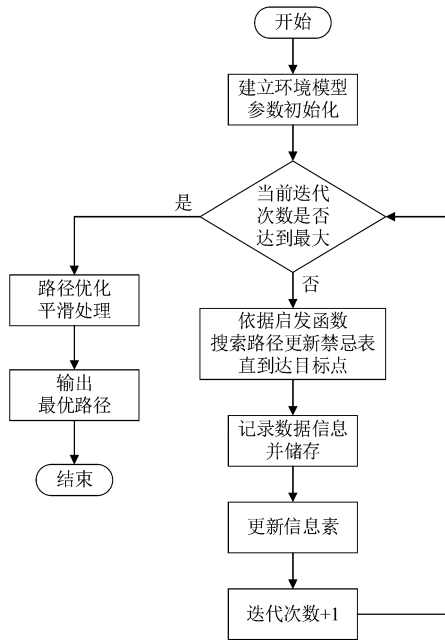


图 4 改进的蚁群优化算法流程

Fig.4 The flowchart of improved ant colony optimization algorithm

### 4 实验与数据分析验证

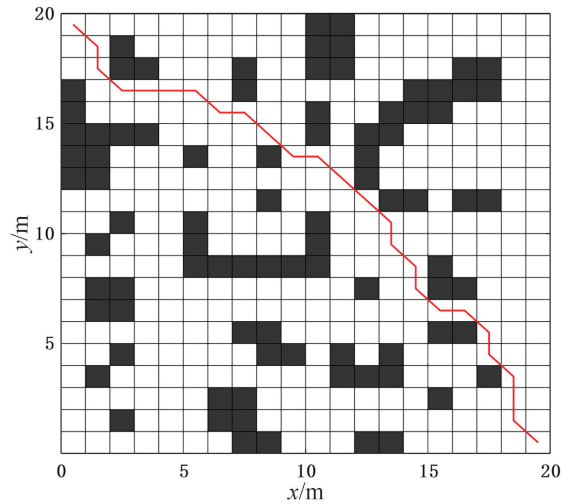
为验证改进蚁群算法在路径规划中的有效性,从理论推导、仿真实验两方面进行分析,并形成良好的相互印证。根据文献[2,20]设置算法基础公共参数:蚂蚁数量  $M = 50$ ,启发函数因子  $\beta = 2$ ,信息素初始值  $Q = 10$ ,信息素因子  $\alpha = 1$ ,信息素初始挥发因子  $\rho = 0.8$ ,迭代次数  $T = 100$ ,其他实验条件一致。分别在  $20 \times 20$ 、 $30 \times 30$  的栅格地图、机舱栅格地图、Gazebo 仿真环境中进行对比实验,使用 MATLAB 作为仿真工具,实验硬件为:NVIDIA GeForce RTX 3080 独立显卡,i5-13 代 10 核处理器。

#### 4.1 $20 \times 20$ 、 $30 \times 30$ 对比实验

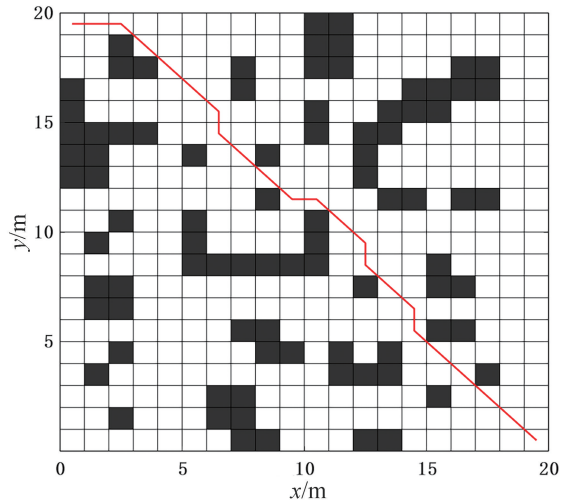
##### (1) $20 \times 20$ 仿真环境分析验证

图 5 为三种算法的路径仿真图。由图 5 可知,三种算法均可以在运行过程中搜索到最短的可行路径,使机器人从起点顺利到达终点,但搜索

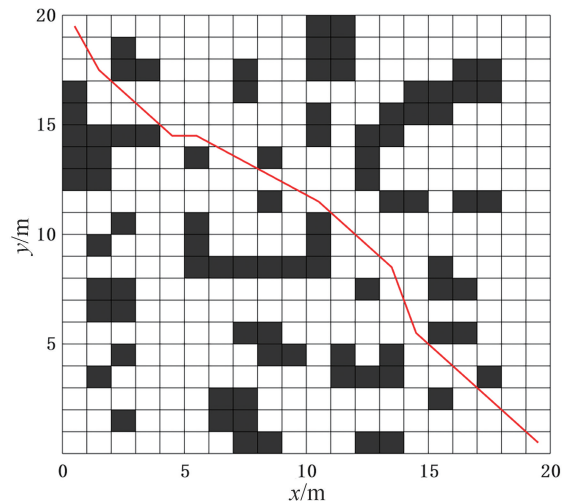
到最短路径的数据存在明显差异,如图 5(a) ~ 5(d)所示,具体比较结果见表 1。



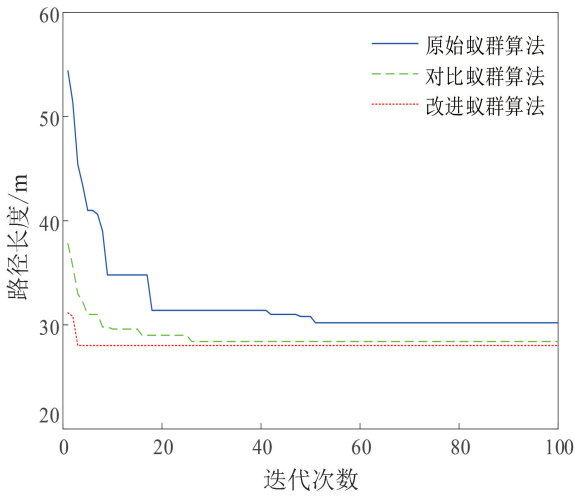
(a) 传统蚁群算法路径规划



(b) 对比蚁群算法路径规划



(c) 改进蚁群算法路径规划



(d) 20×20 路径规划收敛曲线

图 5 20×20 栅格地图对比实验结果

Fig.5 Comparative experimental results in 20×20 grid map

表 1 20×20 栅格地图对比实验数据

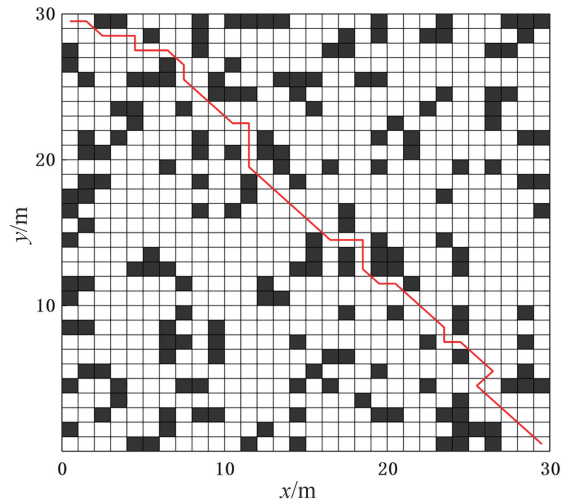
Tab.1 Comparative experimental data in 20×20 grid map

算法	迭代次数	最优路径长度/m	转折节点
传统蚁群算法	51	30.275	18
文献[20]算法	26	28.493	9
改进蚁群算法	3	27.626	6

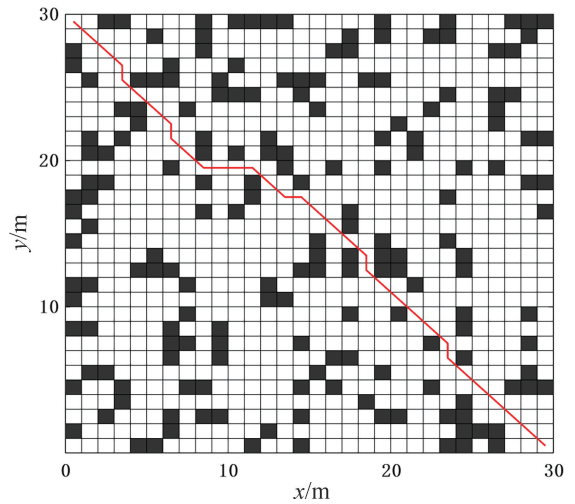
由表 1 可知:在 20×20 栅格地图中,改进蚁群算法规划的最优路径长度为 27.626 m,较传统蚁群算法与文献 [20] 算法分别缩短了 8.7 % 和 3.0 %;从收敛速度角度来看,改进蚁群算法只需 3 次迭代即可达到收敛,而传统蚁群算法与文献 [20] 算法分别需要 51 次和 26 次迭代,与前两者相比,改进蚁群算法的迭代次数分别减少了 94.1% 和 88.5%;在转折次数指标上,改进蚁群算法较传统蚁群算法与文献 [20] 算法分别减少了 66.6 % 和 33.3 %。仿真结果表明,改进算法在最优路径长度、收敛性能及转折次数等方面均有显著提升,明显优于传统算法与文献 [20] 算法。

(2) 30×30 仿真环境分析验证

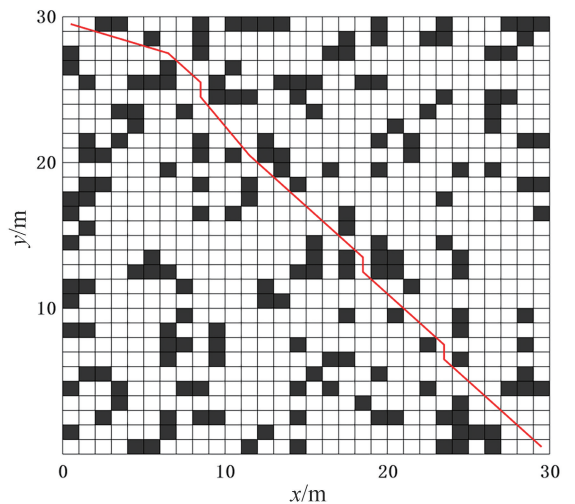
为进一步验证改进算法在更为复杂环境下的适用性,在 30×30 的复杂环境中开展仿真实验。传统算法、文献 [20] 算法和改进算法的最优路线及迭代次数如图 6(a)~6(d) 所示,三种算法的具体仿真结果见表 2。



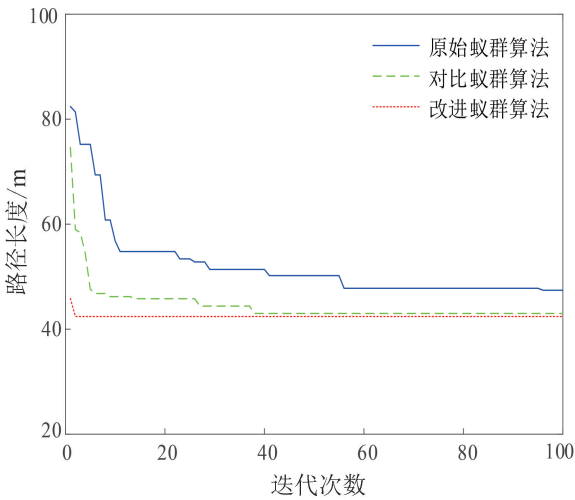
(a) 传统蚁群算法路径规划



(b) 对比蚁群算法路径规划



(c) 改进蚁群算法路径规划



(d) 30×30 路径规划收敛曲线

图 6 30×30 栅格地图对比实验结果

Fig.6 Comparative experimental results in 30×30 grid map

表 2 30×30 栅格地图对比实验数据

Tab.2 Comparative experimental data in 30×30 grid map

算法	迭代次数	最优路径长度/m	转折节点
传统蚁群算法	56	47.827	20
文献[20]算法	38	43.799	12
改进蚁群算法	2	42.608	7

由表 2 可知:在 30×30 栅格地图中,传统算法需经历 56 次迭代方能收敛与稳定,而改进蚁群算法仅需 2 次迭代,相较于传统蚁群算法与文献 [20] 算法,改进蚁群算法的迭代次数分别降低了 96.4 % 和 94.7 %;在最优路径长度上,改进蚁群算法的最优路径长度为 42.608 m,相较于传统蚁群算法与文献 [20] 算法分别缩短了 10.9 % 和 2.7%;在转弯次数上,改进蚁群算法的转折节点为 7 次,相较于传统蚁群算法与文献 [20] 算法分别减少了 65.0 % 和 41.7 %。改进蚁群算法不仅能够规划出更平滑的路径,且具备快速收敛的特点,相较于传统蚁群算法与文献 [20] 算法具有显著优势。

图 7 为目标引力与障碍斥力密度分布。其中,红色、蓝色分别表示原始蚁群算法与改进蚁群算法的路径生成结果,绿色底纹代表障碍物的密集程度。由图 7 可知,在复杂障碍物环境下,原始蚁群算法规划的路径通常经过障碍物密集区域,且产生较多无效拐点,导致整体路径冗余度较高;而改进蚁群算法通过在启发式信息函数中引入目

标引力项与障碍物排斥项,有效避免了原始蚁群算法路径中出现的多余迂回,且避障性能显著提升,使整体路径更为平滑、合理。通过引力与斥力函数可使机器人更快找到目标点,加快了收敛速度。

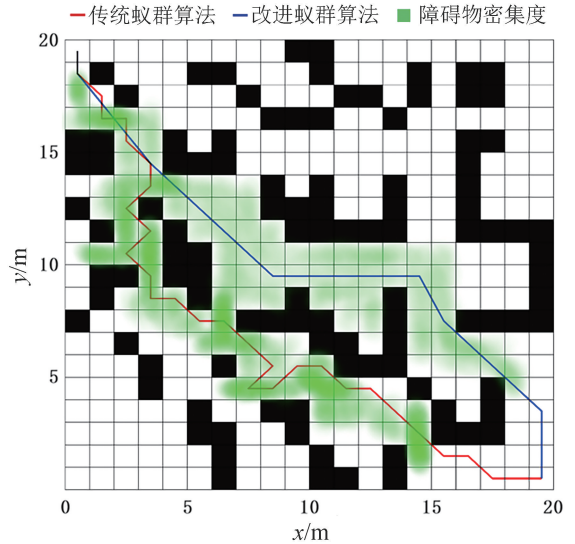


图 7 目标引力与障碍斥力密度分布图

Fig.7 Density distribution of target attraction and obstacle repulsion

#### 4.2 收敛性证明

为验证本文提出的改进蚁群算法相较于传统蚁群算法具有更快的收敛速度与更强的抗局部停滞能力,从信息素更新机制及其对路径选择概率的影响两方面进行分析。基本思想是:通过差异化信息素正负反馈机制扩大优劣路径差异,并在状态转移概率中持续放大该差异,从而提高全局最优路径被重复选择的概率,加快算法收敛。

##### (1) 基本模型与假设

在栅格图  $G = (V, E)$  上,蚂蚁从节点  $i$  转移至邻接节点  $j$  的概率表示见式 (1)。其中:  $\tau_{ij}(t)$  为信息素浓度;  $\eta_{ij}(t)$  为改进启发式信息函数 (式 (7));  $\alpha, \beta > 0$ 。

由于栅格地图范围有限,且启发函数中的目标引力、障碍密度及角度修正项均为有界函数,因此,可认为存在:

$$0 < \eta_{\min} \leq \eta_{ij}(t) \leq \eta_{\max} \quad (13)$$

同时,信息素浓度初始化为正值,并在更新过程中保持为正。改进算法的信息素更新规则可统一表示为:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^+(t) - \Delta\tau_{ij}^-(t) + \Delta\omega_{ij}^*(t), 0 < \rho < 1 \quad (14)$$

式中:  $\Delta\tau_{ij}^+(t)$  为全局最优路径与迭代最优路径的正向增强项;  $\Delta\tau_{ij}^-(t)$  为最差路径的信息素削弱项;  $\Delta\omega_{ij}^*(t)$  为由最优路径与最差路径长度差值构造的附加调节项。

### (2) 信息素差异强化分析

定义路径  $(i, j)$  在第  $t$  次迭代中的信息素净增量为:

$$\Delta_{ij}(t) = \Delta\tau_{ij}^+(t) - \Delta\tau_{ij}^-(t) + \Delta\omega_{ij}^*(t) \quad (15)$$

对于位于全局最优或迭代最优路径上的边, 其获得正向信息素增强且不受削弱影响, 故其净增量为正; 而位于最差路径上的边, 其信息素受到削弱, 净增量显著小于优质路径, 甚至为负。因此, 随着迭代过程的进行, 优质路径与劣质路径之间的信息素差异不断增大。

设  $e^+$ 、 $e^-$  分别表示优质边与劣质边, 其信息素比值为:

$$R(t) = \frac{\tau_{e^+}(t)}{\tau_{e^-}(t)} \quad (16)$$

由上述分析可知,  $R(t)$  随迭代次数增加而递增, 表明改进蚁群算法能够持续强化优质路径, 并抑制劣质路径信息素积累。

### (3) 状态转移概率偏好增强

在同一节点处, 优质边  $e^+ = (i, j^+)$  与劣质边  $e^- = (i, j^-)$  的转移概率比值为:

$$\frac{p_{ij^+}(t)}{p_{ij^-}(t)} = \left( \frac{\tau_{ij^+}(t)}{\tau_{ij^-}(t)} \right)^\alpha \left( \frac{\eta_{ij^+}(t)}{\eta_{ij^-}(t)} \right)^\beta \quad (17)$$

由于  $\eta_{ij}(t)$  有界, 转移概率比值的變化主要由信息素比值决定。结合式(16)可知, 优质边在路径选择中的相对优势随迭代增加不断增强, 从而引导蚂蚁更频繁地选择高质量路径, 减少无效搜索。

### (4) 全局最优路径的快速稳定性

设第  $t$  次迭代中得到的最短路径长度为  $L_{best}(t)$ , 历史全局最优路径长度为:

$$L_{gb}(t) = \min_{0 \leq k \leq t} L_{best}(k) \quad (18)$$

显然,  $L_{gb}(t)$  值随迭代过程单调不增。随着优质路径被选择的概率不断提高, 至少有一只蚂

蚁在单次迭代中生成全局最优路径(或等价最优路径)的概率随迭代次数增加而增大; 一旦全局最优路径被发现, 其对应边在后续迭代中持续获得信息素强化, 而劣质路径的信息素则被进一步削弱, 使算法更快收敛至稳定的最优状态。

综上所述, 改进蚁群算法通过差异化信息素正负反馈机制扩大优劣路径信息素差异, 并通过转移概率持续放大优质路径的选择优势, 进而在较少迭代次数内实现对全局最优路径的稳定搜索。这一理论分析与  $20 \times 20$ 、 $30 \times 30$  栅格地图及机舱仿真环境中迭代次数显著减少、路径质量明显提升的实验结果一致, 验证了算法的快速收敛性与良好的鲁棒性。

### 4.3 实际机舱环境对比

为进一步验证所提出的改进蚁群算法在实际船舶机舱救援环境中的路径规划性能与实际应用价值, 构建了贴近真实机舱布局的二维栅格环境和 Gazebo 三维仿真环境, 并将改进算法与传统算法进行对比验证。

#### (1) 机舱平面布置图

机舱平面布置图如图 8 所示。

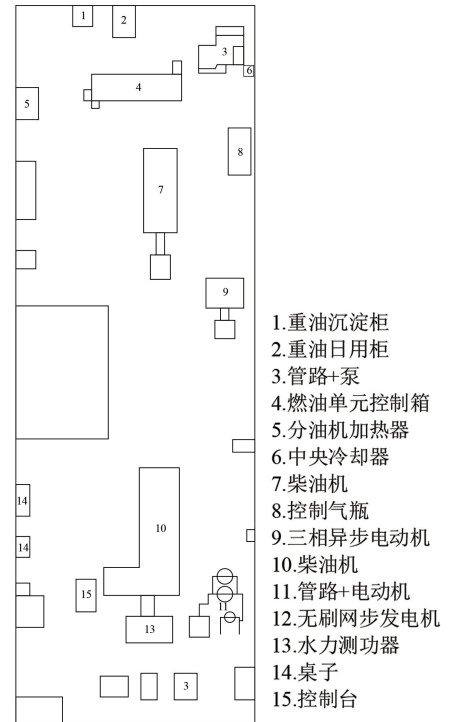
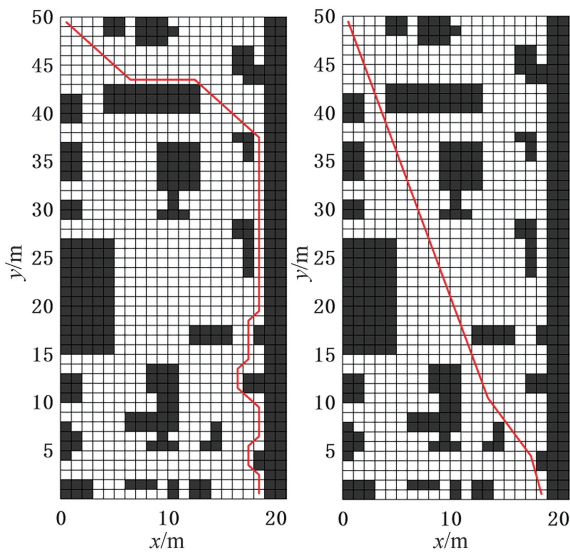


图 8 机舱平面布置图

Fig.8 Layout plan of the engine room

(2) 机舱二维栅格地图仿真对比分析

图 9 为机舱二维平面栅格地图仿真结果。



(a) 原始算法 (b) 改进算法

图 9 机舱二维平面栅格地图仿真结果

Fig.9 Simulation results of two-dimensional plane grid map of engine room

由图 9 可知:传统蚁群算法在复杂环境中规划的路径较为曲折,尤其在狭窄通道或障碍密集区附近,存在明显的回绕和冗余情况,路径平滑性较差;而改进蚁群算法生成的路径明显更为流畅、转角更少、路径长度更短,通过动态权重调控与局部障碍密度修正项,成功避免了路径在障碍密集区域的不合理绕行。改进蚁群算法的最优路径长度为 52.6525 m,较传统蚁群算法的最优路径长度 63.2843 m 缩短了约 16.8%,显著提升了路径规划的紧凑性与效率,有效减少了路径中的冗余移动。

在到达时间方面,改进算法的最优规划时间为 108.828 s,较原始算法的 170.066 s 减少了约 36.0%,表明改进算法在保证路径质量的同时,在计算效率上也具有显著优势。

改进算法不仅在平均性能上优于传统算法,在最优路径与最优时间两个关键指标上同样表现更优,能够更高效地适应复杂环境下的船舶机舱救援路径规划需求。

(3) Gazebo 仿真环境分析验证

在 Linux Ubuntu18.04 操作系统、ROS Melodic 机器人操作系统和 Gazebo 仿真平台上对算法进行合理性验证,搭建的仿真场景如图 10 所示。利用 Gmapping 算法结合激光雷达完成场景建图,仿

真效果如图 11 所示。改进蚁群算法可有效增强算法在复杂环境中的自适应性与全局优化能力,验证了算法的理论可行性。

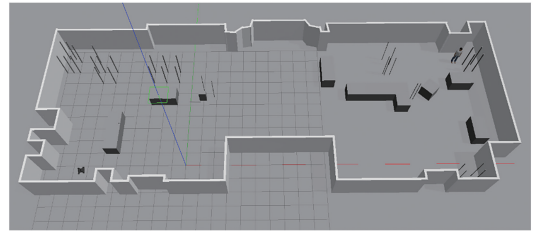
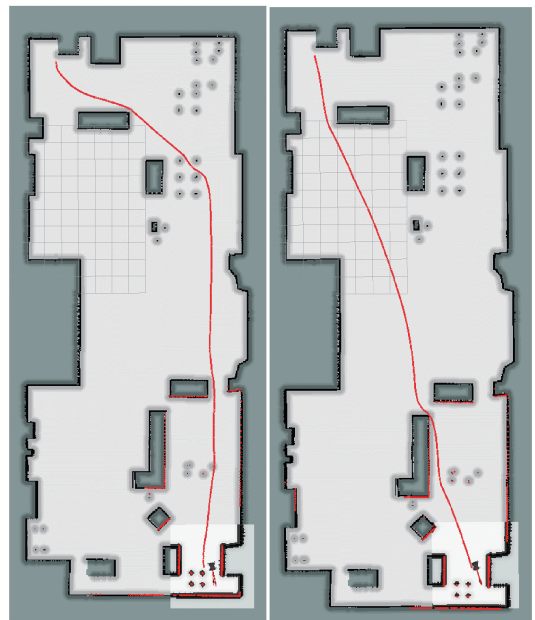


图 10 Gazebo 仿真环境

Fig.10 Gazebo simulation environment

改进蚁群算法规划出的最优路径长度为 31.48 m,较传统蚁群算法路径长度 35.47 m 缩短了 11.2%。另外,改进算法规划出的拐点数量也有所下降,表明了改进算法在路径质量上的有效性。



(a) 原始算法 (b) 改进算法

图 11 船舶机舱仿真场景路径规划实验结果

Fig.11 Experimental results of path planning for ship engine room simulation scene

从到达时间来看,改进蚁群算法到达时间为 410 s,而传统蚁群算法为 464 s,改进蚁群算法相较于前者缩短了 12.5%,表明了改进算法在速度上的有效性。

5 结 论

系统性优化设计提升了蚁群算法的性能。理

论推导与仿真验证结果一致,可有效增强蚁群算法在复杂环境中的自适应性及全局优化能力,二者形成良好印证。启发式信息的优化提升局部决策质量,结合信息素更新策略对全局信息储存于反馈的优化,既降低了避免陷入局部最优风险,又增强了复杂环境下的全局寻优能力。通过信息素更新策略强化了最优路径,抑制了劣质路径,配合负向信息素扣减机制来淘汰不良路径,减少了冗余搜索,加快了收敛速度,并且提升了解的稳定性。相比传统蚁群算法,改进蚁群算法的平均路径长度缩短了 10%,迭代次数减少了 96.4%。局部障碍修正因子提升了复杂区域的避障效率,最终实现路径更优,冗余转折节点减少了 65%。实船环境下的验证结果表明,改进算法相较传统算法能够生成更短、更优、更适用于真实救援行动的路径,具有更高的实际应用价值。

#### 参考文献 (References):

- [1] 石志刚,梅松,邵毅帆,等.基于人工势场法的移动机器人路径规划研究现状与展望[J].中国农机化学报,2021,42(12):182-188.  
SHI Z G, MEI S, SHAO Y F, et al. Research status and prospect of path planning for mobile robots based on artificial potential field method [J]. Chinese Journal of Agricultural Mechanization, 2021, 42(12): 182-188. (in Chinese)
- [2] CHEN S Y, FENG T P, LI J M, et al. Research on intelligent path planning of mobile robot based on hybrid symmetric bio-inspired neural network algorithm in complex road environments[J]. Symmetry, 2025, 17(6): 836.
- [3] 徐建新,孙纬,马超.基于改进粒子群算法的无人机三维路径规划[J].电子光学与控制,2023,30(6):15-21.  
XU J X, SUN W, MA C. Three-dimensional path planning of UAV based on improved particle swarm optimization[J]. Electronic Optics and Control, 2023, 30(6): 15-21. (in Chinese)
- [4] GUO B, KUANG Z, GUAN J H, et al. An improved A-star algorithm for complete coverage path planning of unmanned ships[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2022, 36(3): 2259009.
- [5] 林潭奇,李存荣,刘帅文.基于改进 A\* 算法的内陆湖无人船路径规划[J].大连海事大学学报,2024,50(3): 87-96.  
LIN T Q, LI C R, LIU S W. Path planning of inland lake unmanned ship based on improved A\* algorithm [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2024, 50(3): 87-96. (in Chinese)
- [6] LI X J, TONG Y L. Path planning of a mobile robot based on the improved RRT algorithm[J]. Applied Sciences, 2023, 14(1): 25.
- [7] 孙慧,薛庆,潘明阳,等.基于改进人工势场法与模型预测控制的多无人艇编队避障控制[J].大连海事大学学报,2025,51(2):39-48.  
SUN H, XUE Q, PAN M Y, et al. Obstacle avoidance control of multi-UAV formation based on improved artificial potential field method and model predictive control [J]. Journal of Dalian Maritime University, 2025, 51(2): 39-48. (in Chinese)
- [8] SUO Y F, CHEN X Y, YUE J, et al. An improved artificial potential field method for ship path planning based on artificial potential field—mined customary navigation routes[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2024, 12(5): 19-38.
- [9] 许建民,宋雷,邓冬冬,等.基于多尺度 A\* 与优化 DWA 算法融合的移动机器人路径规划[J].系统仿真学报,2025,37(1):257-270.  
XU J M, SONG L, DENG D D, et al. Mobile robot path planning based on multi-scale A\* and optimized DWA algorithm fusion[J]. Journal of System Simulation, 2025, 37(1): 257-270. (in Chinese)
- [10] 王豪杰,马向华,代婉玉,等.改进 DWA 算法的移动机器人避障研究[J].计算机工程与应用,2023,59(6): 326-332.  
WANG H J, MA X H, DAI W Y, et al. Research on obstacle avoidance of mobile robot based on improved DWA algorithm[J]. Computer Engineering and Application, 2023, 59(6): 326-332. (in Chinese)
- [11] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: an autocatalytic optimizing process [J]. Computer Science, 1991, Corpus ID: 18900660.
- [12] HUO F C, ZHU S, DONG H L, et al. A new approach to smooth path planning of Ackerman mobile robot based on improved ACO algorithm and B-spline curve[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2024, 175: 104655.
- [13] 冯飞,周德强.改进双向蚁群算法的机器人路径规划[J].计算机与数字工程,2025,53(4):1145-1150.  
FENG F, ZHOU D Q. Robot path planning based on improved bidirectional ant colony algorithm[J]. Computer and Digital Engineering, 2025, 53(4): 1145-1150. (in

- Chinese)
- [14] 薛翔,朱其新,朱永红.改进蚁群算法的机器人路径规划[J].西安理工大学学报,2024,38(6):59-66.  
XUE X, ZHU Q X, ZHU Y H. Robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2024,38(6):59-66. (in Chinese)
- [15] CUI J G, WU L, HUANG X D, et al. Multi-strategy adaptable ant colony optimization algorithm and its application in robot path planning[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 288: 111459.
- [16] 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.
- [17] 杨玉,蒋效伟,陈若彤,等.基于惩罚信息素蚁群算法的船舶路径规划[J].科学技术与工程,2025,25(10):4246-4255.  
YANG Y, JIANG X W, CHEN R T, et al. Ship path planning based on penalty pheromone ant colony algorithm[J]. Science Technology & Engineering, 2025, 25(10):4246-4255. (in Chinese)
- [18] 孟文俊,席超群,王荣鑫,等.改进蚁群算法在移动机器人路径规划中的研究[J].机械设计与制造,2025(5):322-326.  
MENG W J, XI C Q, WANG R X, et al. Research on improved ant colony algorithm in mobile robot path planning[J]. Machinery Design & Manufacture, 2025(5):322-326. (in Chinese)
- [19] LIU J J, QIAN Y H, ZHANG W Z, et al. High-safety path optimization for mobile robots using an improved ant colony algorithm with integrated repulsive field rules[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2025, 190: 104998.
- [20] 周敬东,高伟周,杨文广,等.基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J].科学技术与工程,2022,22(28):12484-12490.  
ZHOU J D, GAO W Z, YANG W G, et al. Mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Science, Technology and Engineering, 2022, 22(28):12484-12490. (in Chinese)
- [21] 徐洁,张锐,汪志锋.改进蚁群算法在自动导引车路径规划中的应用[J].工业仪表与自动化装置,2023(3):88-92.  
XU J, ZHANG R, WANG Z F. Application of improved ant colony algorithm in automatic guided vehicle path planning[J]. Industrial Instrumentation and Automation, 2023(3):88-92. (in Chinese)
- [22] ZHOU T F, WEI W H. Mobile robot path planning based on an improved ACO algorithm and path optimization[J]. Multimedia Tools and Applications, 2025, 84(12): 10899-10922.
- [23] LIAO B, WAN F Y, HUA Y, et al. F-RRT\*: An improved path planning algorithm with improved initial solution and convergence rate[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 184:11545.