

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413095

基于蚁群算法与人工势场法融合的 移动机器人路径规划*

邓冬冬, 许建民, 孟 寒, 杨 炜

(厦门理工学院机械与汽车工程学院 厦门 361024)

摘 要:为解决移动机器人在复杂环境和动态障碍物条件下规划出的全局路径质量差以及局部路径易于陷入局部最优等问题,提出一种基于蚁群算法与人工势场法的融合算法。首先,针对传统蚁群算法全局搜索能力差,收敛速度慢等问题,优化了其搜索方式,构建了新的信息素更新规则,引入了修正后的启发式信息,设计了路径节点优化策略以提高其路径质量和搜索效率;其次,通过将移动机器人到目标点的相对距离加入到斥力势场函数中以及设置子目标点来解决传统人工势场法存在目标不可达和局部极小值的问题;最后,融合改进后的蚁群算法和改进后的人工势场法来提高融合算法在复杂动态和静态环境下的路径规划性能。通过仿真分析选取改进人工势场法的参数组合。仿真结果表明:改进蚁群算法较传统蚁群算法最优路径缩短 26.23%, 路径转折点减少 60.00%, 搜索效率提升 73.75%;改进人工势场法有效地解决了传统人工势场法的局限性同时提高了其局部避障能力;融合算法在保持贴合全局最优路径的前提下能够规划出无碰撞平滑路径。实验结果表明:在实际场景中,与现有传统算法相比,改进蚁群算法规划出的路径更短;在 Gazebo 物理仿真平台中,融合算法能够对静态障碍物进行有效避障,验证了其理论可行性。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 蚁群算法; 人工势场法; 融合算法

中图分类号: TP242.6 TH166 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Mobile robot path planning based on the fusion of ant colony algorithm and artificial potential field method

Deng Dongdong, Xu Jianmin, Meng Han, Yang Wei

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China)

Abstract: To solve the problems of poor global path quality and the tendency of local paths to fall into local optimality when mobile robots plan in complex environments and dynamic obstacles, a fusion algorithm based on the ant colony algorithm and the artificial potential field method is proposed. Firstly, in view of the poor global search ability and slow convergence speed of the traditional ant colony algorithm, its search method is optimized, a new pheromone update rule is constructed, the revised heuristic information is introduced, and a path node optimization strategy is designed to improve its path quality and search efficiency. Secondly, the problem of unreachable target and local minimum in the traditional artificial potential field method is solved by adding the relative distance from the mobile robot to the target point into the repulsive potential field function and setting sub-target points. Finally, the improved ant colony algorithm and the improved artificial potential field method are integrated to improve the path planning performance of the fusion algorithm in complex dynamic and static environments. The parameter combination of the improved artificial potential field method is selected through simulation analysis. Compared with the traditional ant colony algorithm, the simulation results show that, the optimal path of the improved ant colony algorithm is shortened by 26.23%, the turning points of the path are reduced by 60.00%, and the search efficiency is improved by 73.75%. The improved artificial potential field method effectively solves the limitations of the traditional artificial potential field method and improves its local obstacle avoidance capability. The fusion algorithm can plan a collision-free and smooth path while maintaining compliance with the global optimal path. In actual scenarios, the experimental results show that: the path planned by

收稿日期: 2024-07-26 Received Date: 2024-07-26

* 基金项目: 国家重点研发计划(2023YFB3406505)项目资助

the improved ant colony algorithm is shorter than that of the existing traditional algorithm. In the Gazebo physical simulation platform, the fusion algorithm can effectively avoid static obstacles, verifying its theoretical feasibility.

Keywords: mobile robot; path planning; ant colony algorithm; artificial potential field; fusion algorithm

0 引言

随着科学技术和人工智能的快速发展,移动机器人在复杂动静环境下的自主导航能力成为研究热点^[1]。路径规划作为自主导航中的关键环节并且是执行各种任务的基础,其核心目标是使移动机器人规划出一条从起点到目标点的无碰撞平滑路径^[2]。路径规划问题可以分为全局路径规划和局部路径规划两种类型^[3]。全局路径规划提供了总体的路径指引,而局部路径规划确保了在复杂动态环境中的灵活避障和路径调整,两者的有效结合使得移动机器人能够自主完成导航任务。目前,经典的全局路径规划算法主要包括 Dijkstra 算法^[4]、A* 算法^[5]、快速扩展随机树算法^[6]、蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)^[7-8]等;常用的局部路径规划算法有人工势场法 (artificial potential field, APF)^[9-10]、动态窗口算法 (dynamic window algorithm, DWA)^[11]、时间弹性带算法^[12]等。

在全局路径规划算法中,ACO 是一种模拟自然界中蚂蚁觅食行为的启发式搜索算法,具有很好的鲁棒性^[13],但在应用于移动机器人路径规划时存在收敛速度慢、路径质量差等缺点。文献[14]在启发式函数中加入了距离因子和转向角惩罚因子提高了 ACO 的收敛速度和路径平滑度。文献[15]在 ACO 中加入了达尔文进化论的思想,加快了算法的迭代速度同时避免了算法的死锁问题。文献[16]在 ACO 迭代过程中动态调整启发信息、信息素挥发因子和状态转移概率提高了其在深海采矿环境中的路径规划效率。文献[17]通过引入角度引导因子、障碍物排除因子和自适应信息素挥发因子来提升路径规划的安全性和全局搜索能力。尽管上述研究在一定程度上提升了 ACO 的路径规划效率,但仍存在全局搜索能力差、路径不够平滑等问题。

在局部路径规划算法中,APF 因其实时性强、计算量小、对硬件平台要求低而得到广泛应用,然而在复杂环境中该算法易于陷入局部最优并且当目标点附近有障碍物时移动机器人无法到达目标点^[18]。文献[19]在 APF 中引入未来运动预测以及在关键区域放置虚拟障碍提高了局部路径规划效率。文献[20]通过引入温度参数同时加入了退火和回火策略有效地解决了 APF 易于陷入局部最优问题。文献[21]通过在 APF 模型中添加基于障碍物信息的切向量作为避障过程的辅助力,最终提高了其路径规划效率。文献[22]将膜启发进化算法和人工

势相结合,有效地提高了 APF 在动静环境下的路径质量。上述研究通过设计不同的优化方法有效地改善了传统 APF 自身的局限性,然而在面对复杂多变的环境时并不能保持全局最优性。

综上所述,当移动机器人在面对复杂环境和动态障碍物时,单一的路径规划算法无法满足现实中的导航需求,因此,提出一种基于改进蚁群算法 (improved ant colony optimization, IACO) 与改进人工势场法 (improved artificial potential field, IAPF) 的融合算法。该融合算法在保持贴合全局最优路径的前提下还能够应对复杂多变的环境,规划出更加安全平滑的路径。融合算法的新颖之处具体表现为:1) 通过对传统 ACO 的搜索方式、信息素更新规则、启发式信息进行改进,同时加入路径节点优化策略,提高了其路径质量和搜索效率;2) 针对传统 APF 中存在目标不可达和局部极小值的问题,通过将移动机器人到目标点的相对距离加入到原始斥力势场函数中以及设置子目标点,增强了其局部路径规划能力;3) 融合改进后的 ACO 算法和改进后的 APF 算法,得到的融合算法不仅具备有效的随机避障能力,而且能够规划出平滑路径同时保持全局最优性,确保了移动机器人在复杂环境中的自主导航能力。

1 移动机器人环境建模

格栅地图作为常用的移动机器人环境建模方法,不仅简单有效而且能够显著降低环境复杂度。以图 1 所示的 20 m×20 m 格栅地图为例,其中 S 为起点, E 为终点, R 为移动机器人当前位置, N 为移动机器人周围邻域, Obs 为障碍物,空白格栅为自由移动区域。

格栅序号 n 按从左到右、从上到下的顺序,依次标记 1, 2, ..., 400。假设格栅序号 n 的笛卡尔坐标为 (x_n, y_n) , 则两者的对应关系如式(1)、(2)所示。

$$\begin{cases} x_n = \begin{cases} a(\text{mod}(n, G_x) - 0.5), & \text{mod}(n, G_x) \neq 0 \\ a(G_x + \text{mod}(n, G_x) - 0.5), & \text{其他} \end{cases} \\ y_n = a(G_y - \text{ceil}(n/G_y) + 0.5) \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} G_x = \text{size}(\mathbf{G}, 1) \\ G_y = \text{size}(\mathbf{G}, 2) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\text{mod}()$ 是取模运算; $\text{ceil}()$ 是向上取整运算; $\mathbf{G}$ 是格栅地图对应矩阵; G_x 是格栅地图总行数; G_y 是格栅地图总列数; a 是单个格栅长度。

具体计算公式为:

$$R_s = \begin{cases} (Ex > Sx \&\& Ey > Sy) \parallel (Ex > Sx \&\& Ey == Sy), \\ \text{第一象限} \\ (Ex < Sx \&\& Ey > Sy) \parallel (Ex == Sx \&\& Ey > Sy), \\ \text{第二象限} \\ (Ex < Sx \&\& Ey < Sy) \parallel (Ex < Sx \&\& Ey == Sy), \\ \text{第三象限} \\ (Ex > Sx \&\& Ey < Sy) \parallel (Ex == Sx \&\& Ey < Sy), \\ \text{第四象限} \end{cases} \quad (8)$$

式中: R_s 是蚂蚁的搜索方式; (Sx, Sy) 和 (Ex, Ey) 分别是起点和终点在全局坐标系下的坐标。

具体说明:在子坐标系下,如果终点在第一象限或者 x 轴正方向上,蚂蚁的搜索方式如图 2(a) 所示;如果终点在第二象限或者 y 轴正方向上,蚂蚁的搜索方式如图 2(b) 所示;如果终点在第三象限或者 x 轴负方向上,蚂蚁的搜索方式如图 2(c) 所示;如果终点在第四象限或者 y 轴负方向上,蚂蚁的搜索方式如图 2(d) 所示。综上所述,改进后的搜索方式使得蚂蚁具有更大的搜索范围,能够有效提升其全局搜索能力,并且较大的步长能够改善其盲目搜索现象,提高搜索解的多样性和路径质量。

2) 信息素更新规则改进

在传统蚁群算法中,初始信息素浓度通常是固定常数值,如图 3(a) 所示。这种方式会导致蚂蚁在搜索目标过程中存在一定盲目性进而影响算法搜索效率。为了克服这一缺点,根据任意两个格栅间的欧式距离对初始信息素浓度进行不均匀分布来改善蚁群在算法初期的盲目搜索现象。改进后的初始信息素浓度 $\tau_{ij_initial}$ 如图 3(b) 所示,其计算公式为:

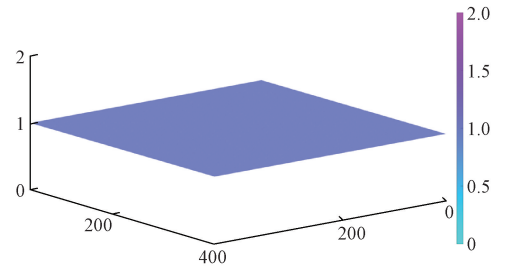
$$\begin{cases} \tau_{ij}(0) = c \\ \tau_{ij_initial} = \frac{1}{d(i,j)} + \tau_{ij}(0) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\tau_{ij}(0)$ 是传统蚁群算法初始信息素浓度; c 为非 0 常数; $d(i,j)$ 是格栅 i 和 j 之间的欧式距离。

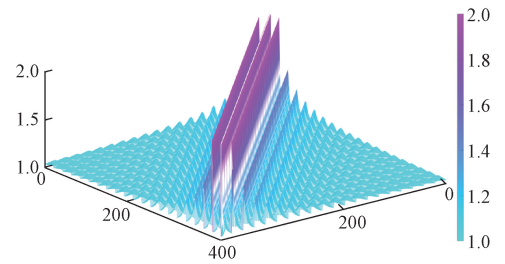
在算法迭代过程中,蚂蚁走过的路径上的信息素会挥发一部分,同时也会根据每只蚂蚁划出的路径长度进行全局更新。然而,一些蚂蚁规划出的路径较差,这非常不利于后续蚂蚁寻找最优解,同时还会降低算法的收敛速度。因此,针对不同类型的蚂蚁引入了一种奖惩机制来减弱劣质蚂蚁对后续蚂蚁的不利影响,同时加强优质蚂蚁对后续蚂蚁寻找最优解的指导作用。信息素增量的计算公式为:

$$\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} \frac{L_w + L_b}{3L_m} L_c, & L_k == L_b \\ \frac{Q}{L_k}, & L_b < L_k < L_m \\ \frac{Q}{0.5L_k L_c}, & L_m \leq L_k < L_w \\ \frac{Q}{L_k L_c}, & L_k == L_w \end{cases} \quad (10)$$

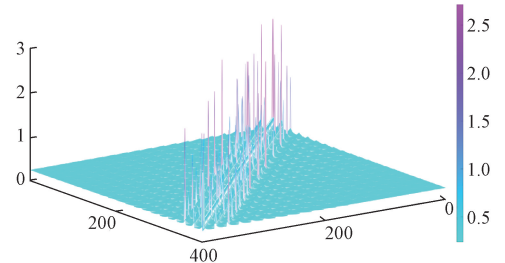
式中: L_b, L_w, L_m 分别是当前迭代中蚂蚁规划出的最优路径长度、最差路径长度、平均路径长度; L_c 是当前迭代过程中非死锁蚂蚁数量。采用所提出的信息素增量方式在经历 5 次迭代后,路径上的信息素浓度如图 3(c) 所示。可以看出,优质蚂蚁路径上的信息素浓度逐渐增高,劣质蚂蚁路径上的信息素浓度逐渐降低,这有利于提高蚁群的搜索效率,加快算法的收敛速度。



(a) 初始信息素浓度
(a) Initial pheromone concentration



(b) 改进后的初始信息素浓度
(b) Improved initial pheromone concentration



(c) 信息素更新过程
(c) Process of pheromone renewal

图3 信息素更新规则

Fig. 3 The pheromone update rule

3) 启发式信息改进

启发式信息表示蚂蚁选择下一邻域的期望程度,而传统蚁群算法中的启发式信息使得蚂蚁倾向于选择距离自己较近的邻域,从而导致规划出的路径质量较差;若启发式信息过大,还会导致算法过早收敛于局部最优解。因此,将蚂蚁到各邻域的距离调整为蚂蚁各邻域到目标点的距离,同时加入自适应动态调节因子 σ 来修正传统蚁群算法中的启发式信息。改进后的启发式信息计算公式如式(11)、(12)所示。

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{d_{jE}} \sigma \quad (11)$$

$$\sigma = \exp(-3\sqrt{K_c/K}) \quad (12)$$

式中: d_{jE} 是蚂蚁各邻域到目标点的欧式距离; K_c 是当前迭代次数; K 是最大迭代次数。从式(11)、(12)可以看出,如果蚂蚁邻域到目标点的距离较短,那么蚂蚁选择这个邻域的期望程度就越大,规划出的路径质量也就越好。随着迭代次数的增加, σ 逐渐变小,启发式信息的作用逐渐减弱,这有利于提高蚂蚁的全局搜索能力,从而避免算法过早陷入局部最优。

4) 路径节点优化策略

传统蚁群算法所规划的路径存在过多冗余路径节点,不利于机器人在实际的环境中工作。因此,设计一种路径节点优化策略来去除多余的节点,为机器人提供一条有效的全局最短平滑路径。具体步骤为:

1) 获取改进蚁群算法的路径节点集合 $N_i(i=1, 2, \dots, n)$,如图4(a)所示。

2) 从 N_1 节点开始依次计算 N_i, N_{i+1}, N_{i+2} 这3个节点之间的夹角 θ ,如图4(a)所示。计算公式为:

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\vec{AB} \cdot \vec{BC}}{|\vec{AB}| |\vec{BC}|} \frac{180}{\pi} \quad (13)$$

式中: A 是 N_i 的直角坐标; B 是 N_{i+1} 的直角坐标; C 是 N_{i+2} 的直角坐标。

3) 通过判断 θ 的大小决定是否去除节点 N_{i+1} 。如果 $\theta = 180^\circ$,直接删除节点 N_{i+1} ;如果 $\theta \in (0^\circ, 180^\circ)$,需要进一步判断 N_i, N_{i+2} 两点之间连通路程是否存在障碍物。

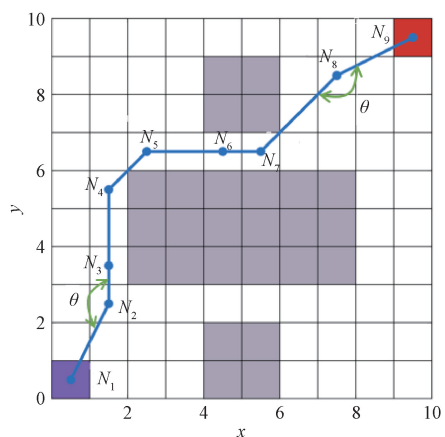
4) 通过式(14)生成覆盖 N_i, N_{i+2} 两点之间连通路程的检测节点集合 $TNode$,如图4(b)所示。

$$TNode = \text{round}(\text{linspace}(N_i, N_{i+2}, n)) \quad (14)$$

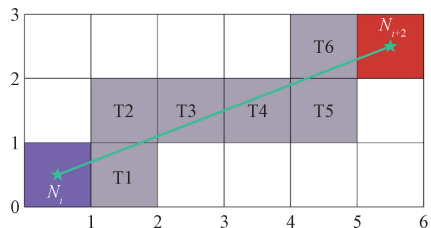
式中: $\text{round}()$ 函数将每个元素都四舍五入到最近的整数; $\text{linspace}()$ 是用于生成线性间隔向量的函数; n 是常数。

5) 如果 $TNode$ 中的所有节点都不是障碍物,则去除节点 N_{i+1} ,否则不能去除。

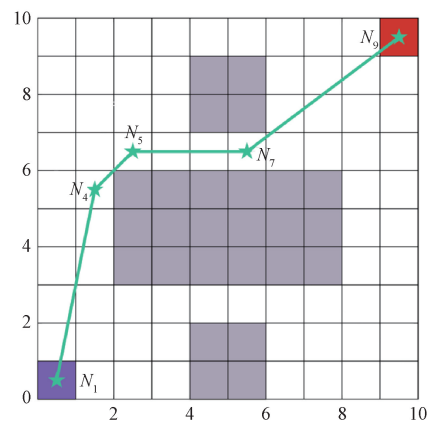
最终得到的优化路径如图4(c)所示。可以看出,相较于原始路径,优化后的路径不仅平滑而且更短,这为移动机器人提供了有效的全局最优路径。



(a) 传统蚁群算法原始路径节点
(a) Original path nodes of traditional ACO



(b) 检测节点集合
(b) Detection node collection



(c) 优化后的路径节点
(c) Optimized path nodes

图4 路径节点优化策略

Fig. 4 The path node optimization strategy

3 改进人工势场法局部路径规划

3.1 传统人工势场法

人工势场法是一种常用的局部路径规划算法,其基本原理是在障碍物周围构建虚拟的排斥力势场,在目标点附近构建虚拟的吸引力势场。移动机器人在上述两种势场的共同作用下会受到来自障碍物的斥力以及目标点的引力,最后在合力的指引下朝着目标点移动。吸引力势场函数的计算公式为:

$$U_{att}(P) = \frac{1}{2}\eta d^2(P, P_g) \quad (15)$$

$$\mathbf{F}_{att}(P) = \eta d(P, P_g) \quad (16)$$

式中: $U_{att}(P)$ 是吸引力势场函数; η 为引力增益系数; $d(P, P_g)$ 是移动机器人当前位置到目标点的欧式距离; $\mathbf{F}_{att}(P)$ 为移动机器人指向目标点的引力, 其值是 $U_{att}(P)$ 的负梯度。

排斥力势场函数的计算公式为:

$$U_{rep}(P) = \begin{cases} \frac{1}{2}\omega \left(\frac{1}{d(P, P_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right)^2, & d(P, P_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(P, P_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (17)$$

$$\mathbf{F}_{rep}(P) = \begin{cases} \omega \left(\frac{1}{d(P, P_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right) \frac{1}{d^2(P, P_{obs})} \frac{P - P_{obs}}{d(P, P_{obs})}, & d(P, P_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(P, P_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (18)$$

式中: $U_{rep}(P)$ 是排斥力势场函数; ω 是斥力增益系数; $d(P, P_{obs})$ 是移动机器人当前位置到障碍物的欧式距离; d_0 是障碍物的作用范围; $\mathbf{F}_{rep}(P)$ 是障碍物指向移动机器人的斥力, 其值是 $U_{rep}(P)$ 的负梯度; P 是移动机器人的坐标; P_{obs} 是障碍物的坐标。

合力是斥力和引力的总和, 计算公式为:

$$\mathbf{F}(P) = \mathbf{F}_{att}(P) + \mathbf{F}_{rep}(P) \quad (19)$$

最终移动机器人会在合力的作用下朝着目标点移动。

3.2 改进人工势场法

1) 目标不可达问题

在传统 APF 中, 当目标点周围障碍物过多时, 移动机器人受到的排斥力会大于吸引力, 此时移动机器人会在目标点周围震荡, 最终使得移动机器人无法到达目标点, 如图 5(a) 所示。因此, 本节针对排斥力进行改进。首先, 将移动机器人到目标点的相对距离添加到原始斥力势场函数中得到修正后的原始斥力^[23]。改进后的斥力势场函数计算公式如式(20)、(21)所示。

$$U'_{rep}(P) = \begin{cases} \frac{1}{2}\omega \left(\frac{1}{d(P, P_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right)^2 d^m(P, P_{stp}), & d(P, P_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(P, P_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (20)$$

$$\begin{cases} \mathbf{F}_{rep1}(P) = \left(\frac{\omega}{d(P, P_{obs})} - \frac{\omega}{d_0} \right) \frac{d^m(P, P_{stp})}{d^2(P, P_{obs})} N \\ N = \frac{P - P_{obs}}{d(P, P_{obs})} \end{cases} \quad (21)$$

式中: $U'_{rep}(P)$ 是修正后的斥力势场函数; $\mathbf{F}_{rep1}(P)$ 是修正后的原始斥力的一个分量; $\mathbf{F}_{rep1}(P)$ 由 $U'_{rep}(P)$ 的负梯度得来; $d^m(P, P_{stp})$ 是移动机器人到全局路径中子目标点欧式距离的 m 次方, $0 < m \leq 1$ 。

其次, 由移动机器人指向全局路径中子目标点的吸引力 $\mathbf{F}_{rep2}(P)$ 是另外一个斥力分量, 其计算公式为:

$$\mathbf{F}_{rep2}(P) = \frac{m}{2}\omega \left(\frac{1}{d(P, P_{obs})} - \frac{1}{d_0} \right)^2 d^{m-1}(P, P_{stp}) \quad (22)$$

最终, 改进后的斥力 $\mathbf{F}'_{rep}(P)$ 为 $\mathbf{F}_{rep1}(P)$ 和 $\mathbf{F}_{rep2}(P)$ 的和, 其计算公式为:

$$\mathbf{F}'_{rep}(P) = \begin{cases} \mathbf{F}_{rep1}(P) + \mathbf{F}_{rep2}(P), & d(P, P_{obs}) \leq d_0 \\ 0, & d(P, P_{obs}) > d_0 \end{cases} \quad (23)$$

由式(23)可知, 通过减小排斥力分量 $\mathbf{F}_{rep1}(P)$, 同时增加吸引力分量 $\mathbf{F}_{rep2}(P)$, 确保移动机器人在靠近目标点时受到的引力大于斥力, 使得移动机器人朝向目标点运动。如图 5(b) 所示, 最终机器人到达目标点。

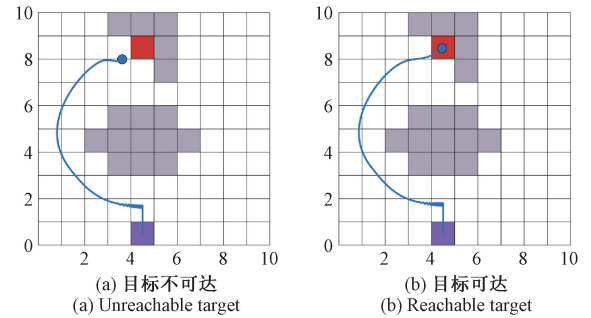


图 5 处理目标不可达问题

Fig. 5 Dealing with the problem of unreachable target

2) 局部极小值问题

U 型障碍物是造成 APF 出现局部极小值问题的主要原因。如图 6(a) 所示, 一旦移动机器人进入 U 型障碍物中, 如果没有采取相应的处理机制, 它就会无法逃离, 最终路径规划失败。当目标点距离移动机器人较远时, 移动机器人受到的引力过大会导致它与障碍物发生碰撞。为了解决上述问题, 首先, 采用改进后的蚁群算法生成全局最优路径。其次, 将全局最优路径上的节点设置为不同的子目标点。最后, 利用改进后的人工势场法进行多目标局部路径规划。IACO 算法和 IAPF 算法规划出的路径如图 6(b) 所示, 其中 IACO 算法路径中的拐点为子目标点。可以看出, 通过利用全局最优路径上的多个子目标点, 移动机器人不仅能够有效的逃离局部极小值, 而且还能避免机器人受到的引力过大的问题。

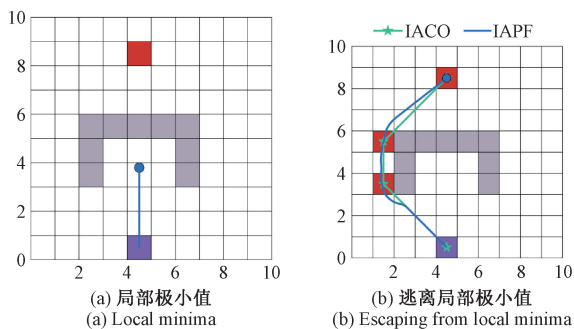


图6 处理局部极小值问题

Fig. 6 Dealing with the problem of local minima

4 融合改进蚁群算法与改进人工势场法

尽管改进后的蚁群算法能够得到一条全局最优路径,但其不具备动态避障能力。传统 APF 算法虽然能够进行简单的避障,但其规划出的路径往往不是最优且易于陷入局部极小值。因此,将 IACO 算法的全局最优性与 IAPF 算法的局部避障能力相结合,提出一种融合路径规划算法 (IACO-IAPF)。首先,在全局路径规划中, IACO 算法根据全局环境信息,用于确定从起始点到目标点的全局最优路径。其次,将全局最优路径上的关键点作为 IAPF 算法的子目标点,为移动机器人提供导航方向和目标点;最后,在局部路径规划中, IAPF 算法沿着全局路径移动,依次到达每个子目标点,直到终点,并且在此期间负责动态避障和实时路径调整,以适应环境中实时变化的障碍物。IACO-IAPF 融合算法既确保了移动机器人在复杂动态环境下能够安全、平滑地完成路径规划任务,同时又保持较优的路径质量。IACO-IAPF 算法在应用于移动机器人路径规划的具体流程如图7所示。

5 仿真与分析

为验证 IACO、IAPF 和 IACO-IAPF 在不同环境下的路径规划性能,本节对上述算法进行仿真分析。仿真平台的计算机操作系统为 Windows11,所有算法的编码平台为 Matlab R2022a。实验平台系统为 Ubuntu 20.04, ROS 系统版本为 Noetic。

5.1 改进蚁群算法仿真结果分析

为验证 IACO 算法的有效性和优越性,分别与传统 ACO 算法、文献[14]中的 IACO-TAC 算法、A* 算法、Dijkstra 算法在不同环境中进行对比。首先,采用文献[14]中的两种栅格地图作为仿真对比的测试环境,其中 Map1 大小为 20 m×20 m,障碍物密度为 25%,如图8所示;Map2 大小为 30 m×30 m,障碍物密度为 30%,如

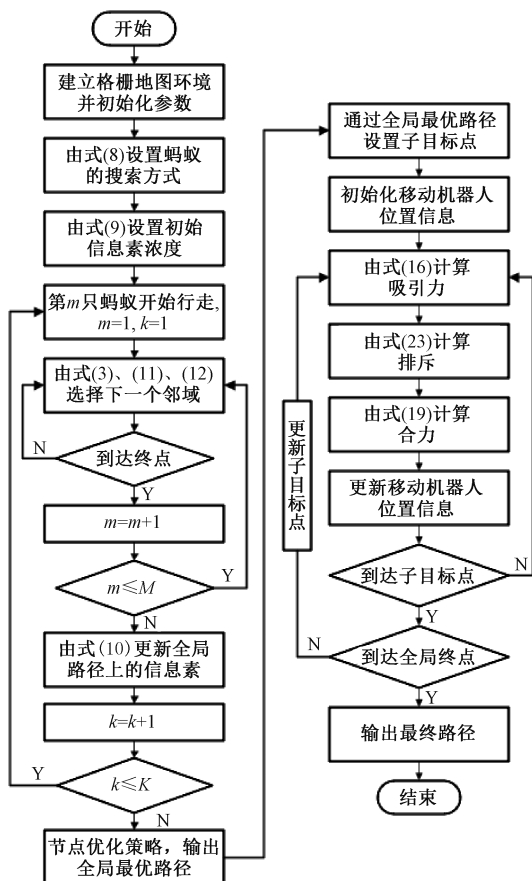


图7 IACO-IAPF 算法流程

Fig. 7 The flow chart of the IACO-IAPF

图9所示。其次, IACO 的参数设置为 $K=100$, $M=50$, $Q=1$, $\alpha=0.9$, $\beta=9$, $\rho=0.3$; 其中 α , β , ρ 对算法性能影响较大,具体选取依据文献[24]。最后, 5种算法分别在这两种环境中独立运行30次。不同环境下的仿真结果如表1所示。

由表1可知,在两种环境中, IACO 算法规划出的路径长度均优于其他4种算法,说明 IACO 算法具有较好的全局路径规划能力。IACO 算法规划的路径上的转折点较其他算法更少,同时结合图8(a)和(b)、图9(a)和(b)可以得出 IACO 算法规划出的路径更加平滑,更符合移动机器人的路径要求。从图8(c)和9(c)可以看出, IACO 算法能够以较快的速度收敛到全局最优解,说明 IACO 算法的搜索效率更高。就 Std 而言,虽然 IACO 算法的稳定性不如 A* 算法和 Dijkstra 算法,但是均优于传统 ACO 算法;尽管在 Map1 中 IACO 算法稳定性不如文献[14]中的 IACO-TAC 算法,但随着环境变的复杂, IACO 算法稳定性更好。

综上所述, IACO 算法的综合性能更好,同时规划出的路径质量更优,这将为移动机器人提供一条可靠的全局最优路径。

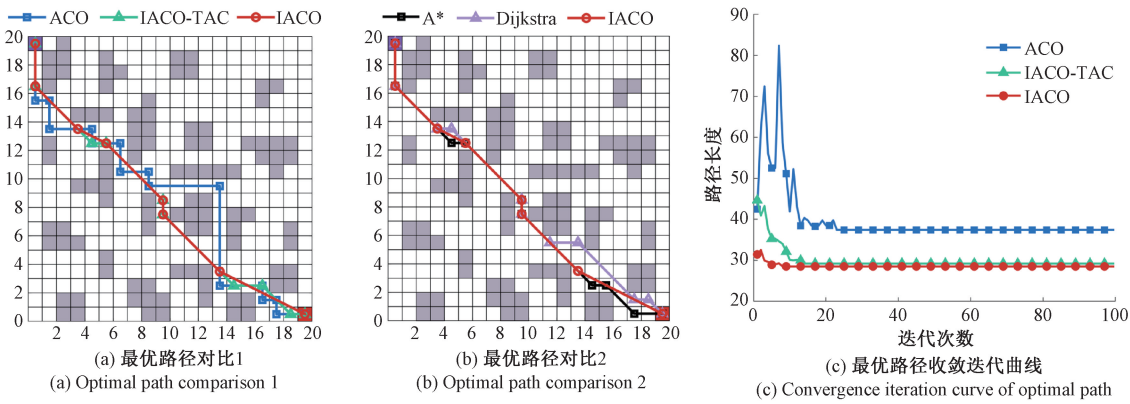


图 8 Map1 环境下的仿真结果
Fig. 8 Simulation results under the Map1 environment

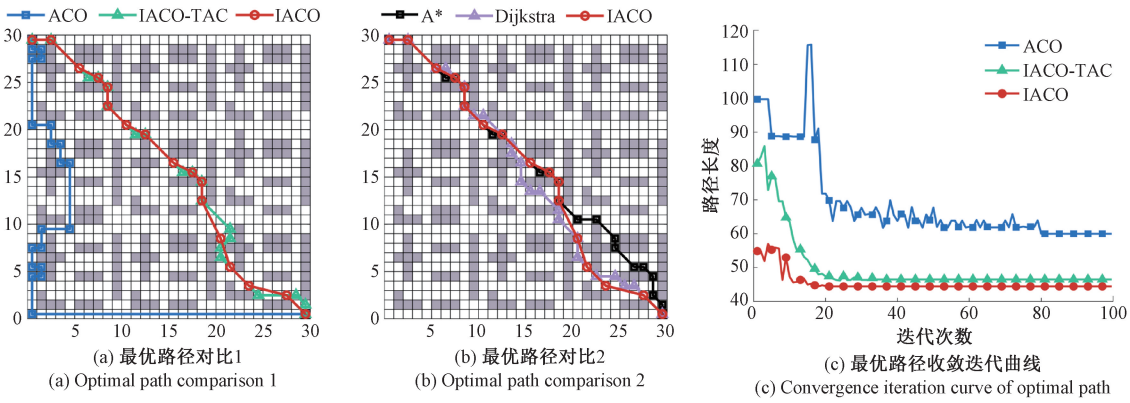


图 9 Map2 环境下的仿真结果
Fig. 9 Simulation results under the Map2 environment

表 1 不同环境下的仿真结果对比
Table 1 Comparison of simulation results under different environments

地图	算法	路径长度/m				路径转折点		迭代次数	
		最大	最小	平均	Std	最好	平均	最好	平均
Map1	ACO	38.00	37.41	37.82	1.14	15.00	14.10	23.00	33.16
	IACO-TAC	29.21	29.21	29.21	0.00	8.00	8.00	14.00	15.50
	A *	29.21	29.21	29.21	0.00	8.00	8.00	—	—
	Dijkstra	29.21	29.21	29.21	0.00	10.00	10.00	—	—
	IACO	28.68	28.50	28.52	0.08	6.00	6.23	8.00	10.56
Map2	ACO	91.56	60.00	70.30	11.31	19.00	30.66	80.00	47.90
	IACO-TAC	50.28	46.52	48.20	1.65	18.00	20.90	35.00	30.55
	A *	45.70	45.70	45.70	0.00	20.00	20.00	—	—
	Dijkstra	45.70	45.70	45.70	0.00	21.00	21.00	—	—
	IACO	45.64	44.26	44.96	0.43	15.00	15.20	21.00	23.70

5.2 改进人工势场法仿真结果分析

1) IAPF 算法参数设置

d_0 表示障碍物的作用范围即障碍物对机器人产生影

响的最大距离。超出这个距离,障碍物对机器人的运动就不再产生斥力作用,若 d_0 越大,机器人避开障碍物的区域就越大,但规划出的路径质量反而不够好。若 d_0 越

小,则影响范围较小,虽然规划出的路径更加贴合障碍物但是不够安全。通常情况下 d_0 的取值范围在 1~2 m,为了兼顾路径质量以及安全性,假设移动机器人的半径为 0.2 m,最终 d_0 设置为 1.2 m。

步长 L 通常不超过移动机器人的尺寸。若步长过大,导致移动机器人运动过快避障不及时,发生碰撞;较小的步长则影响算法的计算效率。因此,参考文献[25]将步长 L 的参数设置为 0.1 m。

IAPF 算法在引力和斥力的共同作用下朝着目标

点移动,引力增益系数 η 和斥力增益系数 ω 对算法的性能起主要作用。因此,选取大小适合的 η 和 ω 至关重要。在文献[26]中参数($\eta=8, \omega=10$)基础上,针对 IAPF 算法,通过选取不同参数范围对其进行仿真分析。仿真规则如下:在每组测试中,仅改变其中一个参数,其他参数保持不变,每个参数值进行 10 次仿真,最后取 10 次仿真结果的平均路径长度作为评价标准。仿真地图大小为 20 m×20 m,如图 10、11 所示。

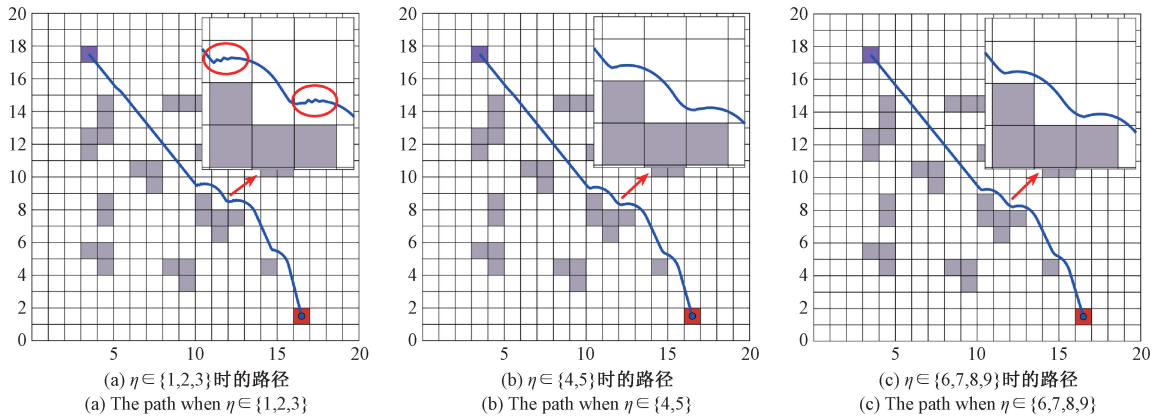


图 10 引力增益系数 η 对 IAPF 算法性能的影响

Fig. 10 The influence of gravitational gain coefficient η on the performance of IAPF algorithm

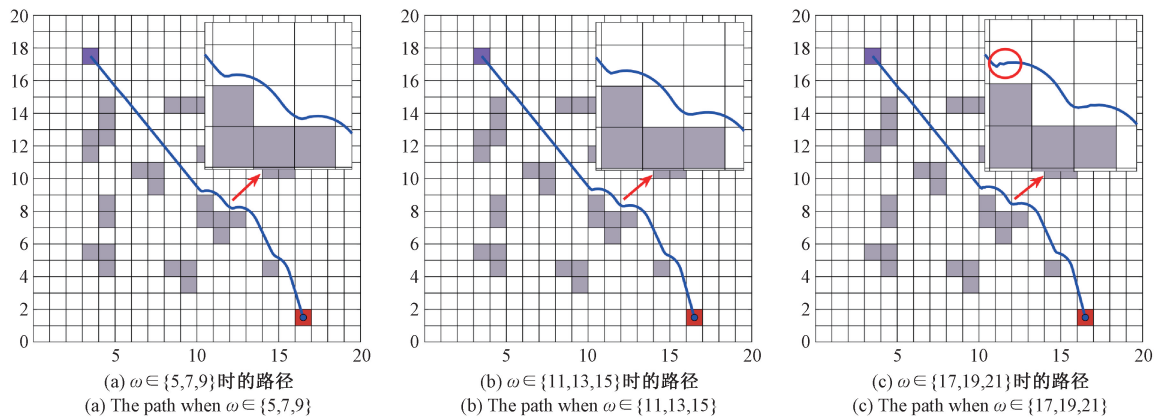


图 11 斥力增益系数 ω 对 IAPF 算法性能的影响

Fig. 11 The influence of repulsion gain coefficient ω on the performance of IAPF algorithm

首先测试引力增益系数 η , 默认参数设置为: $\eta=8, \omega=10, d_0=1.2$ m, $L=0.1$ m, $m=1$ 。当 $\eta \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9\}$ 时, 仿真结果如表 2 和图 10 所示。

当 $\eta \in \{1, 2, 3\}$ 时, 由于此时 η 较小, 引力的作用较弱, 规划出的路径易出现震荡现象, 如图 10(a) 所示, 导致最终路径质量较差。随着 η 不断增大, 当 $\eta \in \{4, 5\}$ 时, 引力的作用逐渐加强, 震荡现象消失, 规划出的路径质量更好且更加安全, 如图 10(b) 所示。随着 η 进一步增大, 当 $\eta \in \{6, 7, 8, 9\}$ 时, 规划出的平

均路径长度更短。然而, 由于此时 η 较大, 引力的作用更加明显, 使得合力的方向更加朝向目标点, 规划出的路径过于贴合障碍物, 如图 10(c) 所示, 导致最终路径不够安全。综上所述, 为了兼顾路径质量和安全性, 将 η 设置为 5。

接着测试斥力增益系数 ω , 在相同的测试环境下, 设置参数 $\eta=5, \omega=10, d_0=1.2$ m, $L=0.1$ m, $m=1$ 。当 $\omega \in \{5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21\}$ 时, 仿真结果如表 3 和图 11 所示。

表 2 引力增益系数 η 的仿真结果

Table 2 Simulation results of the gravitational gain coefficient η (m)	
η	平均路径长度
1	22. 911 8
2	22. 622 9
3	22. 611 9
4	22. 521 3
5	22. 512 9
6	22. 426 5
7	22. 421 2
8	22. 416 7
9	22. 413 2

当 $\omega \in \{5,7,9\}$ 时,总体规划出的平均路径长度更短,这主要是由于此时 ω 较小,斥力作用不明显,引力起主要作用,使得合力的方向更加朝向目标点。如图 11(a)所示,尽管较小的 ω 能够规划出更好的路径质量,但路径过于贴合障碍物,不利于移动机器人运动。当 $\omega \in \{11,13,15\}$ 时,随着斥力逐渐增强,尽管规划出的平均路径长度有所增加,但最终路径更加安全,如图 11(b)所示。随着 ω 进一步增大,当 $\omega \in \{17,19,21\}$ 时,由于斥力过大导致规划出的路径出现震荡现象,如图 11(c)所

表 3 斥力增益系数 ω 的仿真结果

Table 3 Simulation results of the repulsion gain coefficient ω (m)	
ω	平均路径长度
5	22. 330 0
7	22. 420 5
9	22. 429 2
11	22. 516 0
13	22. 523 0
15	22. 528 7
17	22. 612 3
19	22. 614 6
21	22. 618 4

示。综上所述,将 ω 设置为 15,既能够规划出较好的路径质量又更加安全。

2) IAPF 算法仿真对比

为验证 IAPF 算法在解决移动机器人路径规划时的有效性和可行性,分别与 DWA,APF 进行对比。测试的格栅地图大小为 20 m×20 m,如图 12 所示。IAPF 算法的参数设置为 $\eta = 5, \omega = 15, m = 1, d_0 = 1.2 \text{ m}, L = 0.1 \text{ m}$ 。3 种算法的仿真对比结果如表 4 所示。

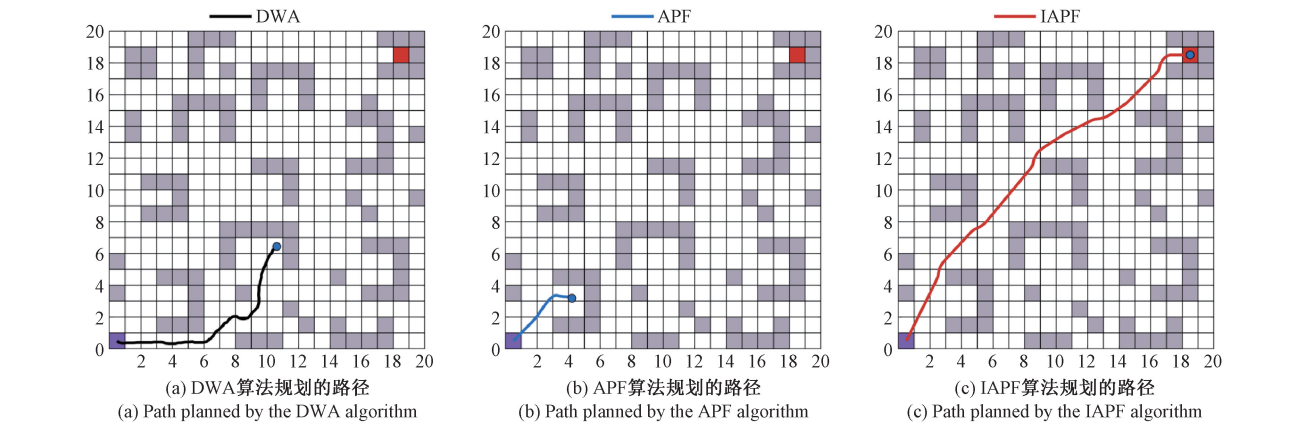


图 12 3 种局部路径规划算法对比

Fig. 12 Comparison of three local path planning algorithms

表 4 3 种算法仿真对比结果

Table 4 Simulation comparison results of three algorithms		
算法	路径长度/m	时间/s
DWA	失败	失败
APF	失败	失败
IAPF	26. 69	58. 69

从图 12(a)、(b) 不难看出,DWA 算法和传统 APF 算法均陷入局部最优,无法逃离 U 型障碍物,最终导致路径规划失败。如图 12(c) 所示,通过对原始斥力的改进以及将全局路径节点设置为局部路径子目标点,IAPF 算法不仅能够有效避免陷入局部极小值而且还能够准确到达目标点,最终能在较短的时间内规划出一条无碰撞平

滑路径。由表 4 可知,IPAF 算法的规划出的路径长度为 26.69 m,用时 58.69 s。

综上所述,IAPF 算法能够有效解决传统 APF 算法的局限性,提高了其局部路径规划能力。

5.3 融合算法仿真结果分析

在实际运行过程中,当移动机器人按照全局路径前进时,其须能够处理环境中可能出现的各种情况(例如:出现随机静态或动态障碍物),这时,它将通过局部路径规划算法不断地对周围环境进行检测并动态调整其路径

以避开静态或动态障碍物。因此,本节通过在不同动静环境中进行仿真分析来验证 IACO-IAPF 融合算法的随机避障能力。IACO-IAPF 算法参数统一设为 $K=100$, $M=50$, $Q=1$, $\alpha=0.9$, $\beta=9$, $\rho=0.3$, $\eta=5$, $\omega=15$, $m=1$, $d_0=1.2\text{ m}$, $L=0.1\text{ m}$ 。

1) 静态障碍物避障

为验证 IACO-IAPF 融合算法的随机静态障碍物避障能力,与 A^* -DWA 融合算法在大小为 $20\text{ m}\times 20\text{ m}$ 的格栅地图中设置 3 组仿真实验进行对比,如图 13、14 所示。

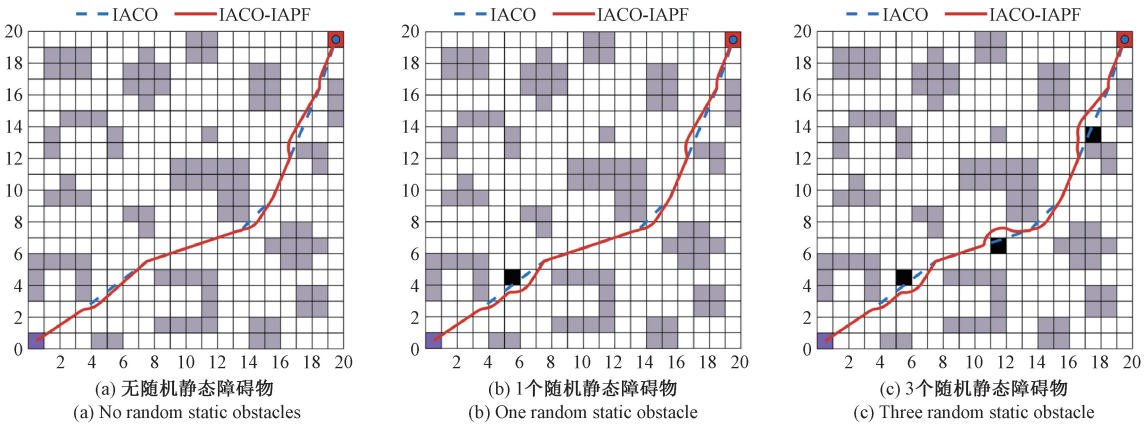


图 13 IACO-IAPF 算法随机静态障碍物避障过程

Fig. 13 The stochastic static obstacle avoidance process of IACO-IAPF algorithm

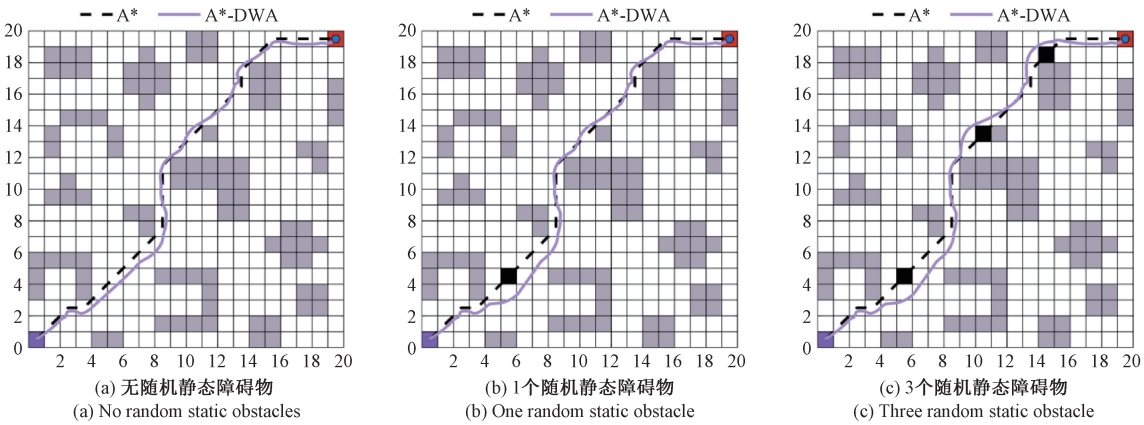


图 14 A^* -DWA 算法随机静态障碍物避障过程

Fig. 14 The stochastic static obstacle avoidance process of A^* -DWA algorithm

黑色格栅为依次添加的随机静态障碍物,其中,图 13 中的随机静态障碍物坐标分别为 $(5.5, 4.5)$, $(11.5, 6.5)$, $(17.5, 13.5)$;图 14 中的随机静态障碍物坐标分别为 $(5.5, 4.5)$, $(10.5, 13.5)$, $(14.5, 18.5)$ 。仿真结果如表 5 所示。

从图 13、14 可以看出,两种算法在具有不同数量的随机静态障碍物环境中均能够进行有效的避障。IACO-IAPF 融合算法在保持贴合全局最优路径的前提

下规划出的路径更加平滑,更有利于移动机器人的运动。由表 5 可知,IACO-IAPF 融合算法不论是规划出的最优路径长度还是用时均优于 A^* -DWA 融合算法。在这 3 种环境中,IACO-IAPF 融合算法较 A^* -DWA 融合算法最优路径长度分别缩短 4.24%、4.56%、4.81%;时间分别减少 25.87%、24.43%、24.50%。说明 IACO-IAPF 融合算法的路径规划效率更高,路径质量更好。

表 5 2 种融合算法仿真对比结果

Table 5 Simulation comparison results of two fusion algorithms

随机静态障碍物个数	算法	最优路径长度/m	时间/s
0 个随机静态障碍物	A* -DWA	30. 17	83. 34
	IACO-IAPF	28. 89	61. 78
1 个随机静态障碍物	A* -DWA	30. 49	85. 60
	IACO-IAPF	29. 10	64. 69
3 个随机静态障碍物	A* -DWA	31. 21	90. 32
	IACO-IAPF	29. 71	68. 19

综上所述,IACO-IAPF 融合算法不仅具备有效的随机静态避障能力,而且能够在较短的时间内规划出质量更优的安全平滑路径。

2) 动态障碍物避障

为验证 IACO-IAPF 算法在复杂动态环境下的随机避障能力,分别在尺寸为 15 m×15 m,20 m×20 m 的格栅地图中与 APF 算法和 ACO-APF 融合算法进行单个和多个动态障碍物避障对比测试。仿真结果如图 15、16 及表 6 所示。

图 15 为 3 种算法在 15 m×15 m 的单个随机动态障碍物避障路径,其中虚线为随机动态障碍物的移动路径,

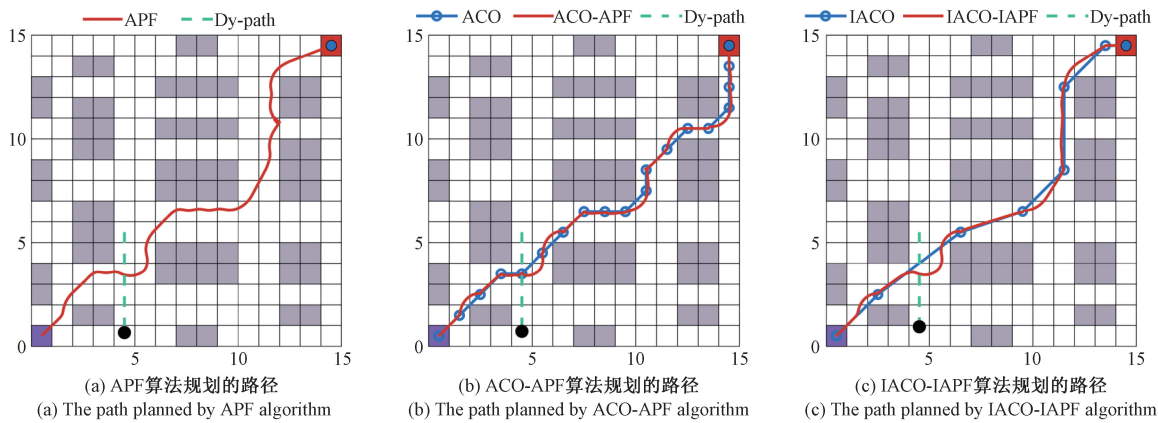


图 15 3 种算法在 15 m×15 m 环境下的动态避障路径

Fig. 15 The dynamic obstacle avoidance paths of three algorithms in 15 m×15 m environment

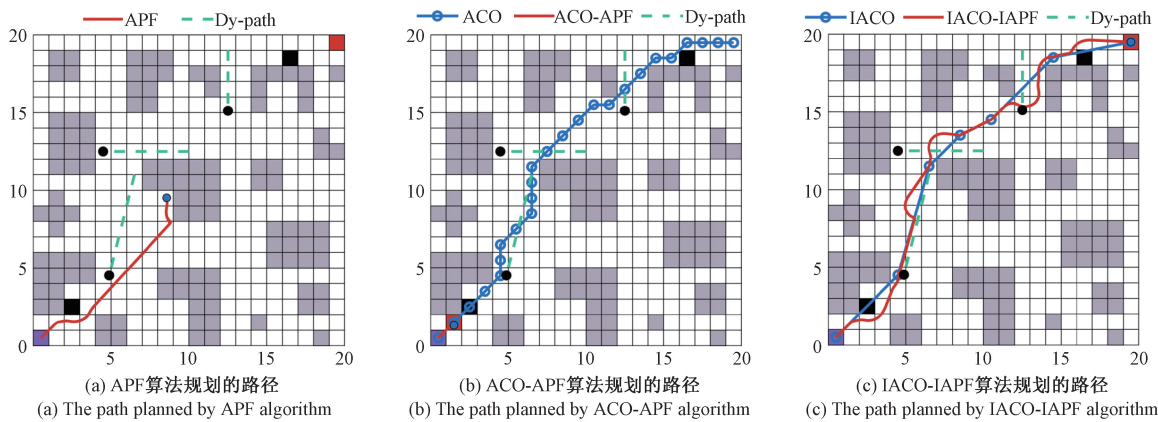


图 16 3 种算法在 20 m×20 m 环境下的动态避障路径

Fig. 16 The dynamic obstacle avoidance paths of three algorithms in 20 m×20 m environment

其起始坐标 $(x,y)=(4.5,5.5)$ 且每次移动的距离为 $(x,y-0.02)$ 。可以看出,当地图中出现随机动态障碍物时,3 种算法均能够进行简单的避障。IACO-IAPF 算法规划出的路径质量更好且用时更少,其最优路径长度为 22.887 2 m,用时 37.288 3 s,较 APF 算法最优路径长度缩短 5.74%,时间减少 3.71%;较 ACO-APF 算法最优路

径长度缩短 4.55%,时间减少 8.68%。综上所述,在简单动态环境中,IACO-IAPF 算法能够在较短时间有效避开随机动态障碍物,并且规划出的路径质量更好。

图 16 为 3 种算法在 20 m×20 m 动静结合环境下的避障路径,其中两个黑色格栅为随机静态障碍物,坐标分别为 $(2.5,2.5)$ 和 $(16.5,18.5)$;虚线为 3 个随机动态障

表 6 不同环境下 3 种算法动态避障仿真结果

Table 6 The dynamic obstacle avoidance simulation results of three algorithms in different environments

格栅地图	算法	最优路径长度/m	时间/s
15 m×15 m	APF	24.280 5	38.726 9
	ACO-APF	23.977 7	40.833 8
	IACO-IAPF	22.887 2	37.288 3
20 m×20 m	APF	失败	失败
	ACO-APF	失败	失败
	IACO-IAPF	32.464 6	83.238 7

障碍物的移动路径,起始坐标分别为 $(x_1,y_1)=(6.5,11)$, $(x_2,y_2)=(10,12.5)$, $(x_3,y_3)=(12.5,19)$ 且每次移动的距离分别为 $(x_1-0.02,y_1-0.005)$, $(x_2-0.017,y_2)$, $(x_3,y_3-0.012)$ 。如图 16(a)所示,由于传统 APF 算法易于陷入局部最优导致路径规划失败。如图 16(b)所示,ACO-APF 算法在朝向第 1 个子目标点移动的过程中,由于子目标点附近存在多个障碍物,移动机器人受到过大的斥力,最终导致在子目标点附近震荡,路径规划失败。如图 16(c)所示,即使环境中出现不同数量的随机静态障碍物和随机动态障碍物,IACO-IAPF 融合算法依然表现出良好的随机避障能力,同时也说明融合算法对不同

复杂程度的环境有很好的适应性。由表 6 可知,IACO-IAPF 融合算法规划出的路径长度为 32.464 6 m,用时 83.238 7 s,能够在较短时间内规划出一条无碰撞平滑路径。

综上所述,在不同复杂动态环境中,IACO-IAPF 融合算法不但具备较好的随机避障能力,而且规划出的路径质量更好,效率更高。

6 移动机器人实验验证

搭建不同环境进行测试来验证 IACO 算法和 IACO-IAPF 融合算法在实际应用中的可行性。移动机器人实体如图 17(a)所示,主要包括激光雷达、IMU 传感器、摄像头等模块。移动机器人实体在 Gazebo 中的模型如图 17(b)所示。首先,测试 IACO 算法的全局路径规划性能。搭建的室内场景如图 17(c)所示;使用 Gmapping 算法结合激光雷达对实际场景进行建图,结果如图 17(d)所示,移动机器人所在位置为原点,终点坐标为 $(2.68\text{ m},-1.03\text{ m})$;A*算法、ACO 算法和 IACO 算法规划出的实际路径如图 17(e)~(g)所示,评价指标为路径长度。可以看出 IACO 算法规划出的路径长度更短,路径长度为 2.89 m,较 ACO 算法(3.43 m)路径长度缩短 15.74%,较 A*算法(3.10 m)路径长度缩短 6.77%。

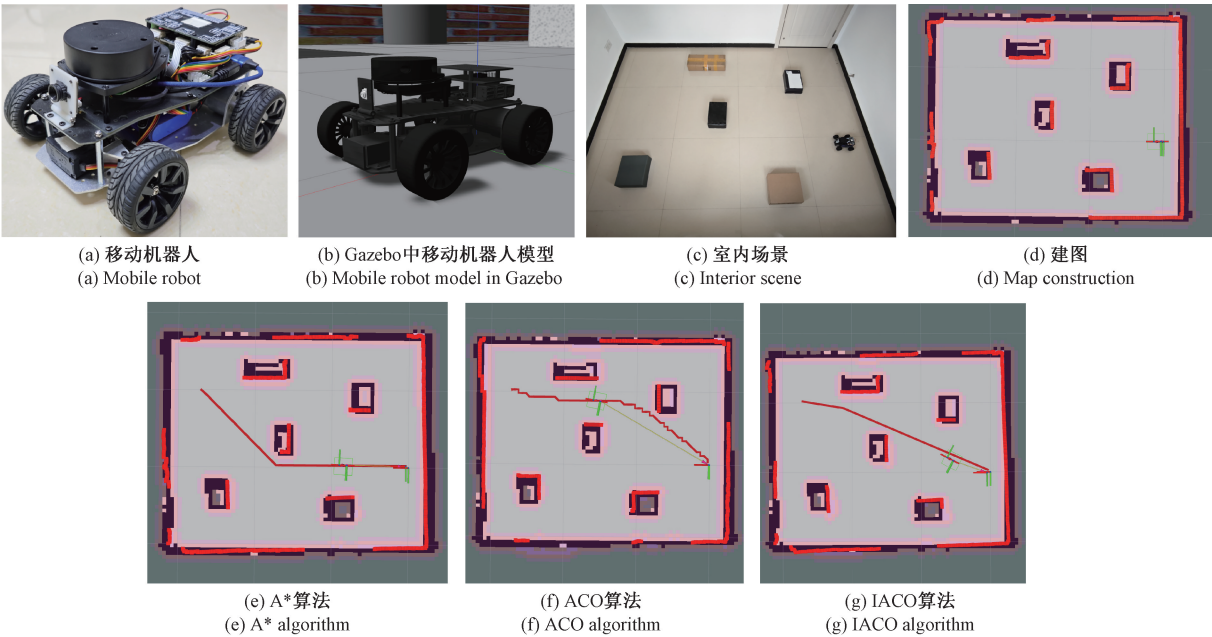


图 17 A*算法、ACO 算法、IACO 算法在实际场景中规划的路径结果

Fig. 17 Path results planned by the A* algorithm, ACO algorithm, and IACO algorithm in actual scenarios

接着,在 Gazebo 物理仿真平台测试 IACO-IAPF 融合算法的有效性。使用的移动机器人模型如图 17(b)所示;搭建的场景如图 18(a)所示,其中右侧为物理仿

真环境,左侧为其对应的 Gmapping 算法建图结果;IACO-IAPF 融合算法在静态环境中的避障过程如图 18 所示,深色路线为 IACO 算法规划的全局路径,IAPF 算

法在此基础上进行局部运动。可以看出,IAPF 算法在全局路径的指导下能够对环境中的静态障碍物进

行有效避障,验证了 IACO-IAPF 融合算法的理论可行性。

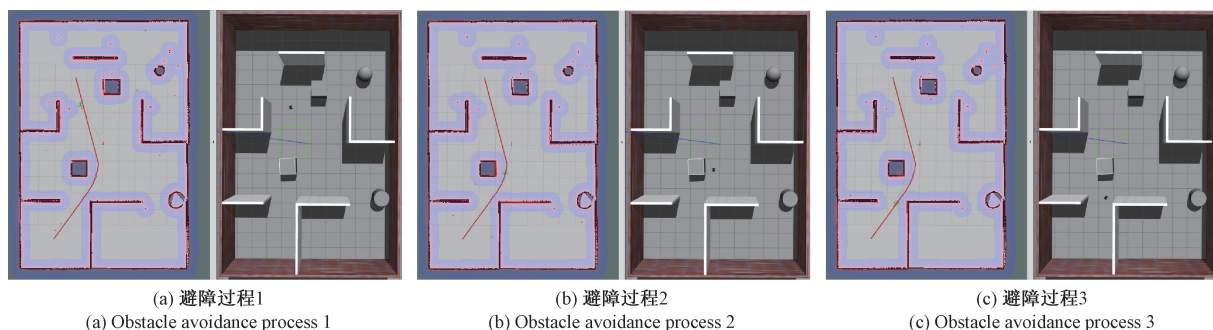


图 18 IACO-IAPF 融合算法在 Gazebo 环境中的避障过程

Fig. 18 Obstacle avoidance process of IACO-IAPF fusion algorithm in Gazebo environment

7 结 论

1) 本研究提出了一种基于改进蚁群算法和改进人工势场法的融合算法(IACO-IAPF),该算法结合了 IACO 算法的全局最优性以及 IAPF 算法的局部避障能力,实现移动机器人在不同环境中的高效、安全路径规划。在 IACO-IAPF 融合算法中,首先采用 IACO 算法规划出一条全局最短平滑路径,其次将全局路径上的节点划分为多个子目标点,最后利用 IAPF 算法进行多目标局部路径规划。

2) IACO 算法较现有文献中的改进 ACO 算法最优路径缩短 4.86%,平均路径缩短 6.72%,路径转折点减少 25.00%,搜索效率提升 42.86%,验证了其出色的路径规划性能,同时也为融合算法提供一条有效的全局最优路径。在实际场景中验证了 IACO 算法的有效性。

3) IAPF 算法解决了传统 APF 算法自身存在目标不可达和局部极小值等问题,较传统局部路径规划算法如 DWA 和 APF 能够高效的规划出一条无碰撞平滑路径,不仅提高了其局部路径规划能力而且为融合算法的局部避障能力提供了保障。

4) IACO-IAPF 融合算法在具有多个随机静态障碍物的环境中较 A*-DWA 融合算法最优路径缩短 4.81%,路径规划效率提升 24.50%;在不同复杂动态环境中较 ACO-APF 融合算法和 APF 算法,能够在较短时间对随机动态障碍物做出及时的响应,同时保持贴合全局最优路径,规划出安全平滑路径。在 Gazebo 物理仿真环境中验证了融合算法的理论可行性。

参考文献

- [1] QIN H W, SHAO SH L, WANG T, et al. Review of autonomous path planning algorithms for mobile robots[J]. Drones, 2023, 7(3):211.
- [2] LOGANATHAN A, AHMAD N S. A systematic review on recent advances in autonomous mobile robot navigation[J]. Engineering Science and Technology, 2023, 40:101343.
- [3] 王彬,聂建军,李海洋,等. 优化 A* 与动态窗口法的移动机器人路径规划[J]. 计算机集成制造系统, 2024,30(4):1353-1363.
- [4] WANG B, NIE J J, LI H Y, et al. Mobile robot path planning based on optimized A* and dynamic window approach[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024,30(4):1353-1363.
- [5] ZHU D D, SUN J Q. A new algorithm based on Dijkstra for vehicle path planning considering intersection attribute[J]. IEEE Access, 2021, 9:19761-19775.
- [6] 迟旭,李花,费继友. 基于改进 A* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报,2021,42(3):132-140.
- [7] CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on fusion of improved A* algorithm and dynamic window method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(3):132-140.
- [8] 刘小松,康磊,单泽彪,等. 基于双向目标偏置 APF-informed-RRT* 算法的机械臂路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(6):75-83.

- LIU X S, KANG L, SHAN Z B, et al. Path planning of robot arm based on APF-informed-RRT* algorithm with bidirectional target bias [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(6):75-83.
- [7] 方敏, 金世俊. 基于蚁群算法和蝙蝠算法的多点路径规划[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(18):47-53.
- FANG M, JIN SH J. Multi-point path planning based on ant colony algorithm and bat algorithm [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(18):47-53.
- [8] 肖金壮, 余雪乐, 周刚, 等. 一种面向室内 AGV 路径规划的改进蚁群算法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(3):277-285.
- XIAO J ZH, YU X L, ZHOU G, et al. An improved ant colony algorithm for indoor AGV path planning [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(3):277-285.
- [9] DAS M S, SANYAL S, MANDAL S. Navigation of multiple robots in formative manner in an unknown environment using artificial potential field based path planning algorithm[J]. *Ain Shams Engineering Journal*, 2022, 13(5):101675.
- [10] 黄郑, 谢彧颖, 张欣, 等. 基于运动预测与改进 APF 的无人机路径规划方法[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(24):103-111.
- HUANG ZH, XIE Y Y, ZHANG X, et al. Unmanned aerial vehicle path planning method based on motion prediction and enhanced APF[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(24):103-111.
- [11] 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 of surface ship by combining A* and dynamic window algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(1):301-310.
- [12] 郭烈, 齐国栋, 赵一兵, 等. 融合 A* 与 TEB 算法的机器人多任务导航调度研究[J]. *华中科技大学学报 (自然科学版)*, 2023, 51(2):82-88.
- GUO L, QI G D, ZHAO Y B, et al. Research on multi-task navigation and scheduling for robots by fusing A* and TEB algorithms[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2023, 51(2):82-88.
- [13] 杨立伟, 付丽霞, 王倩, 等. 多层优化蚁群算法的移动机器人路径规划研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(9):10-18.
- YANG L W, FU L X, WANG Q, et al. Multi-layer optimal ant colony algorithm for mobile robot path planning study [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(9):10-18.
- [14] HUO F C, ZHU SH, 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.
- [15] 李涛, 赵宏生. 基于进化蚁群算法的移动机器人路径优化[J]. *控制与决策*, 2023, 38(3):612-620.
- LI T, ZHAO H SH. Path optimization for mobile robot based on evolutionary ant colony algorithm[J], *Control and Decision*, 2023, 38(3):612-620.
- [16] LIANG W X, LOU M, CHEN ZH X, et al. An enhanced ant colony optimization algorithm for global path planning of deep-sea mining vehicles[J]. *Ocean Engineering*, 2024, 301:117415.
- [17] MIAO CH W, CHEN G ZH, YAN CH L, et al. Path planning optimization of indoor mobile robot based on adaptive ant colony algorithm[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 156:107230.
- [18] ZHANG W, XU G J, SONG Y, et al. An obstacle avoidance strategy for complex obstacles based on artificial potential field method [J]. *Journal of Field Robotics*, 2023, 40(5):1231-1244.
- [19] SZCZEPANSKI R, TARCZEWSKI T, ERWINSKI K. Energy efficient local path planning algorithm based on predictive artificial potential field [J]. *IEEE Access*, 2022, 10:39729-39742.
- [20] WU ZH T, DAI J Y, JIANG B P, et al. Robot path planning based on artificial potential field with deterministic annealing [J]. *ISA Transactions*, 2023, 138:74-87.
- [21] ZHOU ZH Y, WANG J J, ZHU Z F, et al. Tangent navigated robot path planning strategy using particle swarm optimized artificial potential field [J]. *Optik*,

2018, 158:639-651.

[22] OROZCO-ROSAS U, MONTIEL O, SEPÚLVEDA R. Mobile robot path planning using membrane evolutionary artificial potential field[J]. Applied Soft Computing, 2019, 77:236-251.

[23] TONG X L, YU SH EN, LIU G Y, et al. A hybrid formation path planning based on A* and multi-target improved artificial potential field algorithm in the 2D random environments[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 54:101755.

[24] 许建民,邓冬冬,宋雷,等. 基于多级视野自适应蚁群算法的机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2024,55(11):475-485.

XU J M, DENG D D, SONG L, et al. Mobile robot path planning based on multi-level field of view adaptive ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(11):475-485.

[25] GAO J, XU X R, PU Q CH, et al. A hybrid path planning method based on improved A* and CSA-APF algorithms[J]. IEEE Access, 2024, 12:39139-39151.

[26] 时维国,宁宁,宋存利,等. 基于蚁群算法与人工势场法的机器人路径规划[J]. 农业机械学报,2023, 54(12):407-416.

SHI W G, NING N, SONG C L, et al. Path planning of mobile robots based on ant colony algorithm and artificial potential field algorithm[J]. Transactions of the Chinese

Society for Agricultural Machinery, 2023,54(12):407-416.

作者简介



邓冬冬,2022 年于浙大城市学院获得学士学位,现为厦门理工学院硕士研究生,主要研究方向为移动机器人路径规划。
E-mail:hencedang@gmail.com

Deng Dongdong received his B. Sc. degree from Hangzhou City University in 2022. He is currently a master student at Xiamen University of Technology. His main research interest is mobile robot path planning.



许建民(通信作者),2005 年于长沙理工大学获得学士学位,2008 年于长沙理工大学获得硕士学位,2016 年于华侨大学获得博士学位,现为厦门理工学院副教授,主要研究方向为新能源汽车、机器人用精密减速器、移动机器人路径规划和汽车空气动力学。

E-mail:xujianmin1020@163.com

Xu Jianmin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Changsha University of Science & Technology in 2005, received his M. Sc. degree from Changsha University of Science & Technology in 2008, and received his Ph. D. degree from Huaqiao University in 2016. He is currently an associate professor at Xiamen University of Technology. His main research interests include new energy vehicles, precision reducers for robots, mobile robot path planning and automotive aerodynamics.