

基于蚁群算法与人工势场法的移动机器人路径规划

时维国¹ 宁 宁¹ 宋存利² 宁文静¹

(1. 大连交通大学自动化与电气工程学院, 大连 116028; 2. 大连交通大学软件学院, 大连 116052)

摘要: 针对复杂环境下移动机器人路径规划困难的问题,提出了一种将全局路径规划蚁群算法与局部路径规划人工势场法相融合的混合型算法。首先,采用多因素启发函数和新的蚂蚁行进机制来解决传统蚁群算法路径质量差且易陷入对角障碍的问题;其次,针对传统蚁群算法收敛速度慢的情况,设计了自适应挥发系数和动态权重系数;接着,通过引入虚拟目标点、相对距离和安全距离的概念,解决了传统人工势场法易陷入局部极小值、目标不可达以及过度避障的问题;最后,将改进蚁群算法规划路径的转折点作为局部子目标点来调用改进的人工势场法进行二次规划。仿真表明改进蚁群算法较传统算法以及其他算法在路径长度方面优化了9.9%和2.0%,在路径转折次数方面优化了81.8%和63.6%,在收敛速度方面优化了94.2%和63.6%;改进人工势场法有效解决了自身问题;而以二者为基础的混合型算法则充分地结合了二者的优势,在复杂的静态和动态环境中具有极高的环境适应性和路径规划效率。

关键词: 移动机器人; 路径规划; 蚁群算法; 人工势场法; 复杂环境

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)12-0407-10

OSID:



Path Planning of Mobile Robots Based on Ant Colony Algorithm and Artificial Potential Field Algorithm

SHI Weiguo¹ NING Ning¹ SONG Cunli² NING Wenjing¹

(1. College of Automation and Electrical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116028, China

2. College of Software, Dalian Jiaotong University, Dalian 116052, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of path planning for mobile robots in complex environment, a hybrid algorithm combining ant colony algorithm and artificial potential field method for local path planning was proposed. Firstly, multi-factor heuristic function and ant travel mechanism were used to solve the problem that the path quality of traditional ant colony algorithm was poor and it was easy to fall into diagonal obstacles. Secondly, in view of the slow convergence of traditional ant colony algorithm, the adaptive volatilization coefficient and dynamic weight coefficient were designed. Then, the concepts of virtual target point, relative distance and safe distance were introduced to solve the problems of local minimum, unreachable target and excessive obstacle avoidance in traditional artificial potential field method. Finally, the turning point of the path planned by the improved ant colony algorithm was used as the local subentry point to invoke the improved artificial potential field method for secondary planning. The simulation results showed that the improved ant colony algorithm optimized the path length by 9.9% and 2.0%, the path turning times by 81.8% and 63.6%, and the convergence speed by 94.2% and 63.6% compared with that of the traditional algorithm and other literature algorithms. The improved artificial potential field method effectively solved the shortcomings of unreachable target, easy to fall into local minimum and excessive obstacle avoidance. The hybrid algorithm based on the two methods effectively combined the advantages of the two methods, and had high environmental adaptability and path planning efficiency in complex static and dynamic environments.

Key words: mobile robots; path planning; ant colony algorithm; artificial potential field method; complex environment

收稿日期: 2023-04-17 修回日期: 2023-05-26

基金项目: 辽宁省教育厅科学研究项目 (LJKMZ20220828、LJKZ0489) 和四川省重点实验室开放基金项目 (2020RYJ04)

作者简介: 时维国 (1973—), 男, 教授, 博士, 主要从事多智能体系统和网络控制等研究, E-mail: swgdl@163.com

0 引言

路径规划就是为移动机器人在环境模型中规划出一条从起点到终点的无碰最优路径^[1]。按照环境信息的不同,路径规划算法可分为全局路径规划与局部路径规划^[2],典型的全局路径规划算法有:蚁群算法^[3]、A* 算法^[4]、快速随机搜索树法^[5]、粒子群算法^[6]等;典型的局部路径规划算法有:人工势场法^[7]、动态窗口法^[8]等,这些算法分别有着各自的优势与不足,如:全局路径规划只能适用于全局情况已知的静态环境,局部路径规划虽然有较好的实时性,但是当环境规模较大时,路径并非是全局最优的。

为了解决上述问题,众多学者展开了大量研究,如文献[9-10]对蚁群算法的启发函数、挥发系数、信息素更新机制等进行改进,提高了蚁群算法的收敛速度与路径寻优能力。文献[11]考虑了路径安全性、平滑性、颠簸性等多因素影响下的蚁群算法路径规划问题。文献[12-14]针对传统人工势场法易陷入局部极小值、目标不可达等问题展开研究。目前大多数学者只是针对这些算法本身进行改进,很少考虑算法与环境适应性的关系,特别是在面对复杂多变的环境时,单一算法的路径规划效率将会很低。

针对移动机器人在复杂环境中路径规划困难的问题,提出一种将全局路径规划与局部路径规划相结合的混合蚁群势场算法(Mixed ant colony potential field algorithm, MACPF)。首先,对蚁群算法进行改进,以解决其收敛速度慢、路径质量差及易陷入对角障碍等问题,其次,通过引入相对距离、虚拟目标点和安全距离的概念,来解决传统人工势场法目标不可达、易陷入局部极小值以及过度避障的问题。最后,将蚁群算法规划路径的转折点作为局部子目标点来调用人工势场法进行二次规划,以提高复杂环境下移动机器人的环境适应性和路径规划效率。

1 MACPF 算法与环境建模

1.1 MACPF 算法设计

蚁群算法虽然能够在全局环境中规划出一条全局最优路径,但是只适用于全局环境已知情况。人工势场法虽然具有较强的实时性,但是当环境地图较复杂时,其规划出的路径并非是全局最优的,甚至难以成功的规划出一条避障路径。因此,将两者结合形成的 MACPF 算法既保留了蚁群算法全局寻优的能力又结合了人工势场法实时性强的特点。

本文 MACPF 算法的设计流程为 3 部分:针对传

统蚁群算法收敛速度慢、路径质量差及易陷入对角障碍等问题对其进行改进,来提高算法的全局寻优能力;针对人工势场法目标不可达、易陷入局部极小值以及过度避障等问题进行改进,从而提高算法的局部避障能力;将改进蚁群算法进行全局路径规划,再统计出路径的转折点,并以这些转折点为局部子目标点来调用改进的人工势场法进行二次规划,从而避免当环境中出现临时的静态或动态障碍物时移动机器人与障碍物发生碰撞的情况,提高算法的环境适应性。

1.2 环境建模

在移动机器人路径规划算法中,环境地图的构建起着关键的作用,目前,环境地图常用的建模方法有:栅格法^[15]、可视图法^[16]和拓扑法^[17]等。其中,栅格法具有便于构建、表示和保存的特点,得到众多学者的广泛应用,因此,本文也利用栅格法进行环境模型的建立。如图 1 所示,黑色栅格表示障碍物,移动机器人不可通行,白色栅格表示可行路径,移动机器人可以通行,移动机器人的移动步长为 l 或 $\sqrt{2}l$ (l 为栅格边长),移动机器人的移动方向为 8 方向,如图 2 所示。

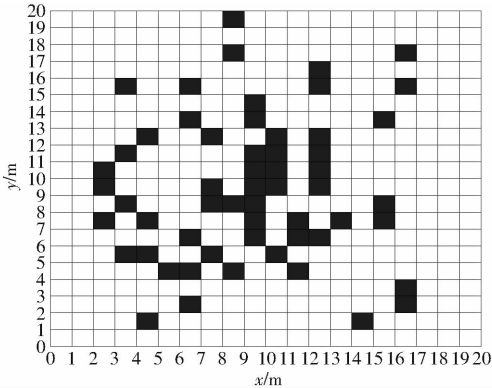


图 1 栅格地图

Fig. 1 Raster map

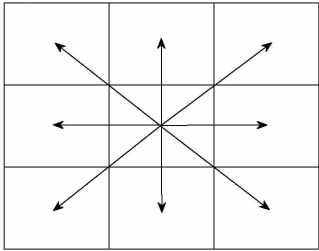


图 2 移动机器人行进方向示意图

Fig. 2 Mobile robot travel direction diagram

2 全局路径规划蚁群算法

2.1 传统蚁群算法

蚁群算法是一种智能仿生类的算法,其工作原理来源于蚂蚁觅食的现象。蚂蚁在觅食的过程

中会分泌出一种生物信息素, 后续蚂蚁能够感知出这种独特的信息素, 并且更容易选择浓度较高的路径, 这样逐渐就形成了一种正反馈的机制, 蚂蚁会倾向于选择更短的路径, 而路径越短信息素的分布就越浓, 蚂蚁选择该路径的概率就会越大, 最终会找到一条最短的觅食路径^[18]。而在路径规划领域, 蚁群算法通常作用于全局静态环境中(即全局路径规划)。

在传统蚁群算法中, 蚂蚁依据下一节点信息素浓度移动, 如: 蚂蚁 k 在 t 时刻从当前节点 i 移动到下一节点 j 的转移概率 $P_{ij}(t)$ 计算式为^[19-20]

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{\alpha}(t) \eta_{ij}^{\beta}(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}(k)} \tau_{is}^{\alpha}(t) \eta_{is}^{\beta}(t)} & (s \in \text{allowed}(k)) \\ 0 & (s \notin \text{allowed}(k)) \end{cases} \quad (1)$$

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

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

式中 α ——信息素权重系数

β ——启发函数权重系数

$\tau_{ij}(t)$ ——信息素浓度函数

$\text{allowed}(k)$ ——下一可行节点的集合

$\eta_{ij}(t)$ ——距离启发函数

(x_i, y_i) ——当前节点 i 的坐标

(x_j, y_j) ——下一节点 j 的坐标

d_{ij} ——当前节点 i 与下一节点 j 的距离

当蚂蚁完成一次路径搜索之后, 在挥发系数 ρ ($0 < \rho < 1$) 的作用下, 该路径上的信息素浓度逐渐降低, 信息素的更新机制采用蚁周模型^[21]

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

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

$$\Delta \tau_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & (\text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径}(i, j)) \\ 0 & (\text{蚂蚁 } k \text{ 不经过路径}(i, j)) \end{cases} \quad (6)$$

式中 Q ——信息素强度系数

L_k ——蚂蚁 k 在本轮迭代中所走过路径长度

m ——每轮蚂蚁的总数量

$\Delta \tau_{ij}^k(t)$ ——蚂蚁 k 在本轮迭代时, 在路径 (i, j) 上产生的信息素

$\Delta \tau_{ij}(t)$ ——本次迭代中所有蚂蚁在路径 (i, j) 中产生的信息素总和

2.2 改进蚁群算法

2.2.1 多因素启发函数

传统蚁群算法只以两点间的距离作为唯一的启

发信息, 导致规划出的路径转折点多、路径长度过大、蚂蚁路径搜索没有明确的目的性。因此, 为了解决上述问题, 本文根据文献^[11]的思想, 在启发函数中加入下一节点到终点的修正距离函数 $\delta_{ij}^k(t)$ 和转折点平滑因子 $\gamma_{ij}^k(t)$, 即

$$\delta_{ij}^k(t) = \frac{d_{\max} - d(j, E)}{(d_{\max} - d_{\min} + f) \left(1 - \text{blb}\left(\frac{1}{N_c}\right)\right)} \psi + \zeta \quad (7)$$

$$\gamma_{ij}^k(t) = \begin{cases} \eta u \frac{1}{1 - \text{blb}\left(\frac{1}{N_c}\right)} & (\theta_{gi}^k(t) = \theta_{ij}^k(t)) \\ (1 - \eta) u \frac{1}{\text{length}(J) \left(1 - \text{blb}\left(\frac{1}{N_c}\right)\right)} & (\theta_{gi}^k(t) \neq \theta_{ij}^k(t)) \end{cases} \quad (8)$$

式中 $d_{\max}$ ——与当前节点相邻接的下一节点到终点的最大距离

$d_{\min}$ ——与当前节点相邻接的下一节点到终点的最小距离

$d(j, E)$ ——下一节点到终点的距离

N_c ——当前迭代次数

f ——正常数

b ——函数表达式调节系数, 通常设置为正数

ψ ——移动机器人稳定性程度系数

ζ ——修正系数

$\text{length}(J)$ ——下一可临选节点的集合长度

$\theta_{gi}^k(t)$ ——当前节点的上一节点 g 与当前节点 i 的转移方向与 x 轴的夹角

$\theta_{ij}^k(t)$ ——当前节点 i 与下一节点 j 的转移方向与 x 轴的夹角

u ——路径启发常量

η ——蚂蚁直行的重要性系数, 通常设置为小于 1 的正常数

从式(7)、(8)可以看出在算法迭代初期距离修正函数和转折点平滑因子函数均有较大的取值, 提高了算法全局寻优速度, 减小迭代次数和路径的转弯次数, 在算法后期两者的取值较小, 避免了算法陷入局部最优的情况。因此, 启发函数可以写为

$$\eta_{ij}^k(t) = \delta_{ij}^k(t) + \gamma_{ij}^k(t) + 1/d_{ij} \quad (9)$$

2.2.2 对角障碍行进机制

传统蚁群算法中, 蚂蚁行进的方向为 8 方向制, 虽然蚂蚁可以找到一条从起点到终点的路径, 但是该路径很有可能陷入对角障碍物中, 这在实际中是不可行的, 在实际中对角障碍物是不可穿越的, 虽然

已经对障碍物进行了膨化处理,穿越对角障碍并不一定会导致机器人与障碍物相撞,但是这对环境地图的构建要求太高,同时也说明了该算法的环境适应性较低,因此,本文调整移动机器人在栅格图中的行进机制,如图 3a 所示,当机器人处于中间位置时,且其上方和右方均存在障碍物时,此时规定移动机器人不可向右上角的空白栅格移动,当其右方或者上方某一个方向存在障碍物时,此时移动机器人可以向右上角行进,如图 3b 所示。

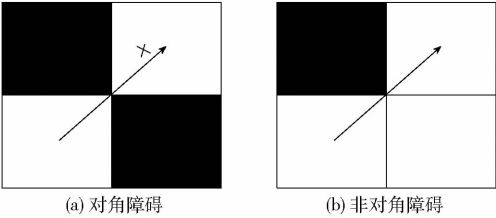


图 3 移动机器人行进机制图

Fig. 3 Mobile robot travel mechanism diagrams

2.2.3 自适应挥发系数

在蚁群算法中,信息素会随着时间的推移在挥发系数 ρ 的作用下逐渐降低,挥发系数对全局路径寻优有着至关重要的作用,但是传统蚁群算法中挥发系数通常设置为一个固定的值,这就难免造成路径非最优、迭代次数过长、易陷入死锁等问题,可是挥发系数的设置也是一个难点,如果 ρ 设置过小,则会导致路径上的信息素挥发速度过慢,蚂蚁难以寻到全局最优路径,如果 ρ 设置过大,信息素挥发过快,蚂蚁很难找寻到一条合适的路径,搜索能力降低,收敛速度下降^[22-23]。因此本文设计一种随着迭代次数变化的自适应挥发系数,其计算式为

$$\rho(N_c+1)=\frac{1}{1+0.1\text{lb}(N_c)}\frac{1}{e^{1-\rho(N_c)}}\quad (10)$$

由式(10)可以看出,在迭代初期 ρ 值相对较大,能够提高蚂蚁的路径搜索能力,提高了最优路径的寻找概率。在迭代后期 ρ 值缩小,信息素挥发减小,能够提高寻优路径的收敛速度。

2.2.4 动态权重系数

在传统的蚁群算法中,信息素权重系数 α 和启发函数权重系数 β 通常设置为 1~9 的常数,但是 α 和 β 的取值却影响着蚂蚁的路径寻优,如果 α 的取值过大,那么信息素在转移概率中所占的权值相对较大,蚂蚁容易陷入局部最优解,当其过小时,蚂蚁行走随机性过强,算法收敛速度过慢, β 对路径寻优也有着同样的效果。因此相较于传统算法中将两者设置为常数,本文在文献[23]的思想下,提出了一种随迭代次数变化的 α 和 β ,在算法迭代初期,先给 α 和 β 赋值为最小值,以提高全局的搜索能力,提高寻找全局最优解的概率,当达到设置的迭代界限值

时, α 和 β 逐渐增大,以提高算法的收敛能力,其计算式为

$$\alpha=\begin{cases}\alpha_{\max}-(\alpha_{\max}-\alpha_{\min})\frac{1}{1+0.1\text{lb}(N_c)} & (T\leq N_c\leq N_{c_{\max}}) \\ \alpha_{\min} & (N_c<T)\end{cases}\quad (11)$$

$$\beta=\begin{cases}\beta_{\max}-(\beta_{\max}-\beta_{\min})\frac{1}{1+0.1\text{lb}(N_c)} & (T\leq N_c\leq N_{c_{\max}}) \\ \beta_{\min} & (N_c<T)\end{cases}\quad (12)$$

式中 $\alpha_{\max}$ ——信息素权重系数 α 最大值
 $\alpha_{\min}$ ——信息素权重系数 α 最小值
 $\beta_{\max}$ ——启发函数权重系数 β 最大值
 $\beta_{\min}$ ——启发函数权重系数 β 最小值
 T ——迭代次数界限值,通常为常数
 $N_{c_{\max}}$ ——总迭代次数

2.2.5 多因素信息素更新机制

相较于传统蚁群算法的信息素更新机制,本文在信息素的更新过程中考虑了路径长度和转弯次数来提高规划路径的质量^[11],其计算式为

$$\Delta\tau_{ij}^k(t)=\begin{cases}Q/H_k(t) & (\text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径}(i,j)) \\ 0 & (\text{蚂蚁 } k \text{ 不经过路径}(i,j))\end{cases}\quad (13)$$

其中 $H_k(t)=L_k(t)+Z_k(t)\quad (14)$

式中 $L_k(t)$ ——蚂蚁 k 路径距离
 $Z_k(t)$ ——蚂蚁 k 路径转弯次数
 $H_k(t)$ ——蚂蚁 k 路径综合指标

3 局部路径规划人工势场法

3.1 传统人工势场法

人工势场法是一种典型的局部路径规划算法,其原理来自于势场中力的排斥与吸引,假设移动机器人运动的空间为一个势力场,则移动机器人在势力场中会受到目标点引力的作用,移动机器人离目标点越近,其受到引力就越小,同理,障碍物对移动机器人存在着斥力的作用,且移动机器人离障碍物越近,其所受到的斥力就越大,斥力与引力的合力规划出移动机器人下一步的运动方向^[24]。该算法虽然原理很简单,但是也有着不可避免的问题,当引力与斥力大小相等方向相反时,此时合力为零,机器人就陷入了局部极小值中;当目标点与障碍物的距离较小时,移动机器人在向目标点移动的过程中,其受到的引力在不断变小而斥力却在不断增大,当斥力大于引力时,移动机器人就会朝着远离目标点的方向移动,当超出一定范围时,引力大于斥力,此时机器人又会朝着目标点移动,如此反复,便形成了目标

点不可达现象^[25-27]。

人工势场法的引力势场函数 $U_{att}(X)$ 与斥力势场函数 $U_{rep}(X)$ 表达式为

$$U_{att}(X) = \frac{1}{2}k_{att}(X_o - X_d)^2 \tag{15}$$

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{X_m} - \frac{1}{X_s}\right)^2 & (X_m \leq X_s) \\ 0 & (X_m > X_s) \end{cases} \tag{16}$$

- 式中 k_{att} ——引力势场系数
 k_{rep} ——斥力势场系数
 X_d ——目标点位置
 X_o ——移动机器人当前位置
 X_s ——斥力作用半径
 X_m ——移动机器人到障碍物的距离

从式(16)可以看出,只有移动机器人到障碍物的距离小于障碍物斥力作用范围时,障碍物才对移动机器人存在斥力的作用。

对式(15)、(16)求负梯度得到引力 $F_{att}(X)$ 和斥力 $F_{rep}(X)$ 为

$$F_{att}(X) = -k_{att}(X_o - X_d) \tag{17}$$

$$F_{rep}(X) = \begin{cases} k_{rep}\left(\frac{1}{X_m} - \frac{1}{X_s}\right)\frac{1}{X_m^2} & (X_m \leq X_s) \\ 0 & (X_m > X_s) \end{cases} \tag{18}$$

移动机器人所受的合力为

$$F(X) = F_{att}(X) + F_{rep}(X) \tag{19}$$

3.2 改进人工势场法

3.2.1 虚拟目标点

上述已经对人工势场法产生局部极小值问题的原因进行了分析,即存在合力为 0 的情况,导致机器人失去了移动的方向。因此,在移动机器人行进过程中,当移动机器人判断出此时其所受的引力与斥力大小相等方向相反时,即可判定为陷入了局部极小值,此时可以改变原有目标点对移动机器人的引力作用,在与障碍物的垂直方向引入一个新的虚拟目标点,此时移动机器人受到引力的方向发生了变化,合力不再为 0,因此,移动机器人就摆脱了局部极小值情况,当移动机器人摆脱之后,重新使用原目标点,同时取消虚拟目标点对移动机器人的引力作用。

3.2.2 相对距离因子

目标不可达是由于障碍物距目标点过近而导致移动机器人在行进过程中受到斥力与引力的大小反复变化,导致移动机器人在目标点附近不断振荡的现象。

针对上述问题,本文对斥力势场函数进行改进,在移动机器人所受的斥力中加入目标点与移动机器人的相对距离从而解决目标不可达问题^[26],具体的

改进公式为

$$U_{rep}(X) = \begin{cases} \frac{1}{2}k_{rep}\left(\frac{1}{X_m} - \frac{1}{X_s}\right)^2(X_o - X_d)^2 & (X_m \leq X_s) \\ 0 & (X_m > X_s) \end{cases} \tag{20}$$

对式(20)求负梯度可得

$$F_{rep}(X) = \begin{cases} F_{rep1}(X) + F_{rep2}(X) & (X_m \leq X_s) \\ 0 & (X_m > X_s) \end{cases} \tag{21}$$

其中

$$\begin{cases} F_{rep1}(X) = k_{rep}\left(\frac{1}{X_m} - \frac{1}{X_s}\right)\frac{(X_o - X_d)^2}{X_m^2} \\ F_{rep2}(X) = k_{rep}\left(\frac{1}{X_m} - \frac{1}{X_s}\right)^2(X_o - X_d) \end{cases} \tag{22}$$

- 式中 $F_{rep1}(X)$ ——新的斥力分量,方向由障碍物指向移动机器人
 $F_{rep2}(X)$ ——新的斥力分量,方向由移动机器人指向目标点

通过式(22)可以分析出,当移动机器人逐渐向目标点靠近时, $X_o - X_d$ 在不断的减小, $F_{rep1}(X)$ 、 $F_{rep2}(X)$ 也在不断的减小,当到达目标点时,斥力减小至零,而此时引力也为零,很好地解决了目标不可达问题。

3.2.3 安全距离因子

在传统人工势场法中,路径的优劣情况与斥力、引力系数的设置、障碍物作用范围的选取等因素有着直接的关系,过大的障碍物作用范围会导致路径的增加,过小则可能导致机器人与障碍物相撞,因此为了解决上述矛盾,同时避免算法过度避障而导致路径过长的问题,本文依据文献[27]的思想,提出了安全距离的概念,如图 4 所示。

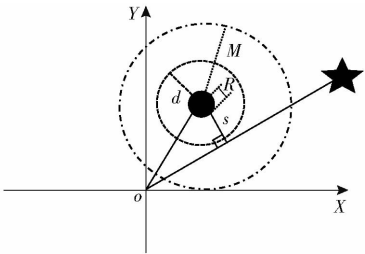


图 4 安全距离模型图

Fig.4 Safe distance model diagram

- 图中 o ——移动机器人所在位置,设置为原点
 R ——圆形障碍物半径
 d ——安全距离
 M ——障碍物作用范围半径
 s ——障碍物与移动机器人到目标点(黑色五角星)连线的垂直距离

当 $R < s < d$ 时, 移动机器人受到障碍物的斥力作用, 当 $d < s < M$ 时, 移动机器人不受障碍物斥力的影响, 因此, 移动机器人能够避免过度避障而导致规划路径过长的情况。

4 仿真分析

4.1 改进蚁群算法仿真

为了验证本文所提算法的有效性, 与文献[19]和传统蚁群算法在 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的栅格环境中进行仿真比较, 算法参数的设置如表 1 所示。本文算法的运行平台为 Matlab 2016b; 主频 2.3 GHz, 以下所有仿真均在此平台下运行。仿真结果如图 5 和表 2 所示。

表 1 蚁群算法参数设置

Tab.1 Ant colony algorithm parameter settings

参数	数值	参数	数值
k	50	ρ	0.7
N_{c_max}	100	Q	100
f	0.01	α_{min}	1
b	1.5	α_{max}	4
η	0.5	β_{min}	3
u	10	β_{max}	8
ψ	10	T	30
ζ	2		

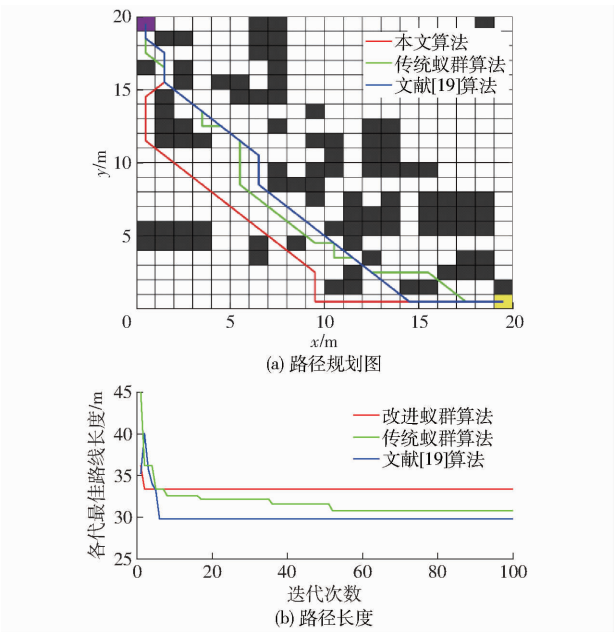


图 5 路径规划 1 结果对比
Fig.5 Comparisons of path planning 1 results

表 2 算法仿真结果 1

Tab.2 Algorithm simulation result 1

算法	最优路径长度/m	转折次数	迭代次数
本文算法	33.4	7	2
传统蚁群算法	32.0	15	51
文献[19]算法	29.8	6	6

如图 5 所示, 紫色栅格为机器人起点, 黄色栅格为终点, 文献[19]与传统算法在路径规划时均穿越了对角障碍, 显然这是无效的, 因为机器人不能在对角障碍物中行进, 也正是由于本文算法避开了对角障碍, 导致规划路径的长度略高, 转折点个数较多。其次, 由于本文对蚁群算法挥发系数和权重系数的改进, 蚂蚁在最短的迭代次数内便找到全局最优路径, 具体的数据如表 2 所示。在最优路径长度方面, 本文较文献[19]增加 12.1%, 较传统算法增加 4.3%; 在路径转折次数方面, 本文较文献[19]增加 16.7%, 较传统算法优化了 53.3%; 在最优路径迭代收敛次数方面本文较文献[19]优化了 66.7%, 较传统算法优化了 96.1%。

为了更公平地进行仿真比较, 本文对上述环境地图进行更改, 再次比较各算法的路径规划情况, 结果如图 6 及表 3 所示。

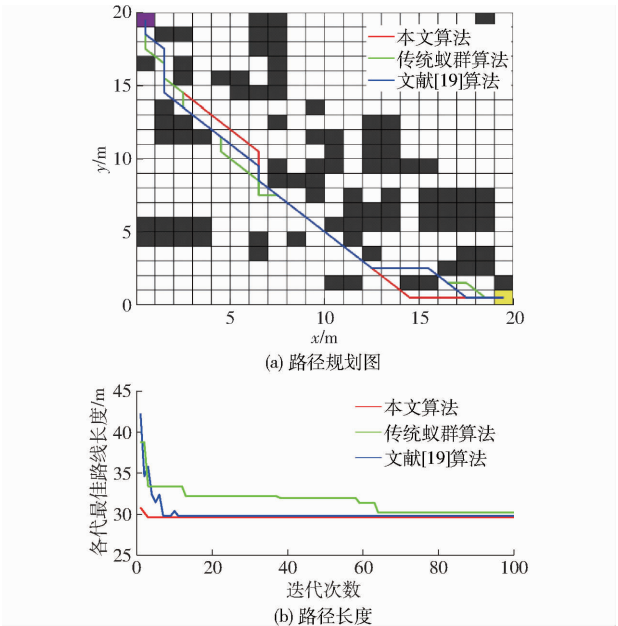


图 6 路径规划 2 结果对比
Fig.6 Comparison of path planning 2 results

表 3 算法仿真结果 2

Tab.3 Algorithm simulation result 2

算法	最优路径长度/m	转折次数	迭代次数
本文算法	29.6	6	2
传统蚁群算法	31.4	14	64
文献[19]算法	29.8	8	12

图 6 在图 5 的基础上删除了对角障碍物, 以此来更公平地比较各算法的优劣, 通过表 3 可知, 在最优路径长度方面, 本文算法较文献[19]优化了 0.7%, 较传统算法优化了 5.7%; 在路径转折次数方面, 本文算法较文献[19]优化了 25.0%, 较传统算法优化了 57.1%; 在最优路径迭代次数方面本文算法较文献[19]优化了 83.3%, 较传统算法优化了

96.9%。可见,在更加公平的环境下,本文算法在路径转折次数、迭代次数方面具有极大的优势。

将地图拓展为复杂性更高的 30 m × 30 m 环境来更全面地比较各算法的路径规划情况。结果如图 7 和表 4 所示。

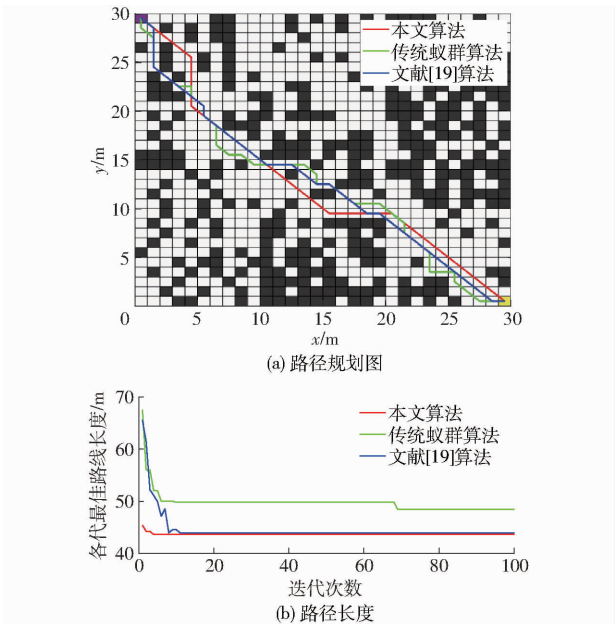


图 7 路径规划 3 结果对比

Fig. 7 Comparisons of path planning 3 results

表 4 算法仿真结果 3

算法	最优路径长度/m	转折次数	迭代次数
本文算法	43.6	4	4
传统蚁群算法	48.4	22	69
文献[19]算法	44.5	11	11

通过图 7 所示的路径规划结果对比以及表 4 的统计数据可以看出,在复杂环境中本文算法的优势是非常明显的,最优路径长度较文献[19]优化了 2.0%,较传统算法优化了 9.9%;在路径转折次数方面,本文算法较文献[19]优化了 63.6%,较传统算法优化了 81.8%;在最佳路径迭代次数方面,本文较文献[19]优化了 63.6%,较传统算法优化了 94.2%。从而证明了本文算法设计的正确性与有效性。

4.2 改进人工势场法仿真

为了验证改进人工势场法的有效性,针对传统算法存在的问题进行对比仿真,其结果如图 8 ~ 11 所示,仿真过程中的参数设置如表 5 所示。

图 8b 验证了本文所提解决方案的有效性,图中障碍物的位置为(5 m, 5 m)。图 9b 表明,在加入移动机器人与目标点的相对距离后,有效解决了目标不可达问题,图中障碍物的位置为(10.3 m, 10.4 m)。由图 10a 可见传统人工势场法在规划路

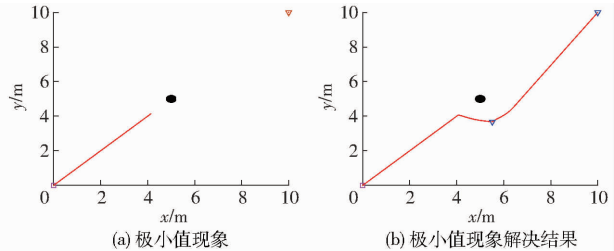


图 8 极小值问题对比

Fig. 8 Comparison diagrams of minimum problem

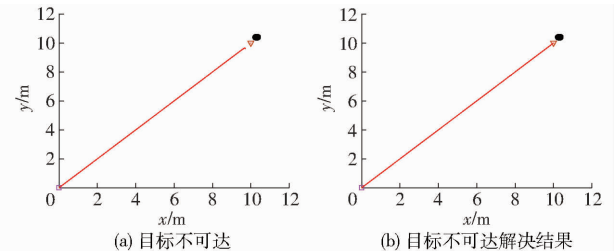


图 9 目标不可达问题对比

Fig. 9 Target inaccessible problem comparison diagrams

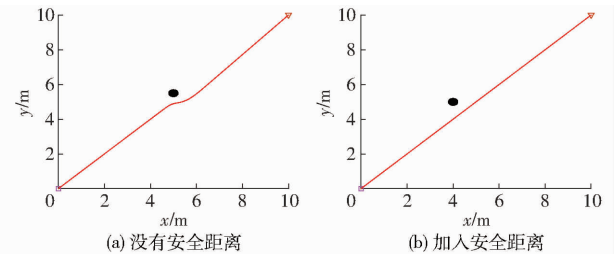


图 10 安全距离对比

Fig. 10 Safety distance comparison diagrams

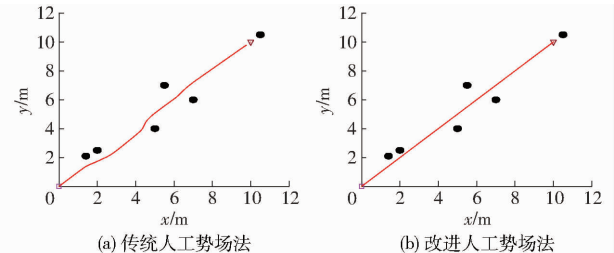


图 11 人工势场法对比

Fig. 11 Artificial potential field method comparison diagrams

表 5 人工势场法参数设置

参数	数值
引力系数 k_{att}	8
斥力系数 k_{rep}	10
斥力作用范围 X_s/m	1.5
移动机器人步长 l/m	0.01
迭代次数 J	5 000
障碍物与移动机器人到目标点连线的垂直距离 s/m	0.2
安全距离 d/m	0.3
移动机器人位置 X_o/m	(0,0)
目标点位置 X_d/m	(10,10)

径时出现了过度避障的情况,图 10b 则表明在引入安全距离的概念后,算法的路径规划更为合理,路径

的质量得到优化,障碍物位置为(5 m, 5.5 m)。图 11 则给出了传统算法与本文算法在障碍物环境中的综合避障情况,清晰地看出了本文所提的改进人工势场法的优势,图中障碍物的位置为:(7, 6; 2, 2.5; 1.4, 2.1; 5, 4; 5.5, 7; 10.5, 10.5)m。

4.3 MACPF 算法仿真

4.3.1 静态障碍物仿真

在仿真过程中,栅格图尺寸设为20 m×20 m,起始点标记为紫色栅格,终点标记为黄色栅格,参数设置如表 6 所示。

表 6 MACPF 算法参数设置		
Tab.6 MACPF algorithm parameter settings		
算法	参数	数值
改进蚁群算法	k	50
	N_{c_max}	100
	f	0.01
	b	1.5
	η	0.5
	u	10
	ψ	10
	ζ	2
	ρ	0.7
	Q	100
	α_{min}	1
	α_{max}	4
	β_{min}	3
	β_{max}	8
改进人工势场法	T	30
	k_{att}	8
	k_{rep}	10
	X_s/m	1.5
	n	25
	l/m	0.01
	J	5 000
	s/m	0.714
	d/m	0.9

如图 12 所示,本文利用改进的蚁群算法,在全局环境中规划出了一条全局最优路径,其长度为 28.4 m,路径迭代次数如图 13 所示,但是当环境中出现临时的静态障碍物时,已规划出的路径可能会出现碰撞障碍物的风险,如图 14 所示,改进蚁群算法所规划出的路径,会与在以(14.5 m, 17.5 m)为中心的障碍物相撞,此时使用本文所提的 MACPF 算法,如图 14 中的蓝线所示,新规划出的路径有效地避开了临时的静态障碍物,很好地适应了环境的变化,相对的,其长度也增加到 29.62 m,这是为了躲避临时的静态障碍物而不得不做出的牺牲,但是路径长度增长不大。图 15 为单独使用改进人工势场法进行避障时的路径规划情况,其长度为 31.23 m,可见改进人工势场法所规划出的路径并非全局最优的,相较于本文的 MACPF 算法,路径增加

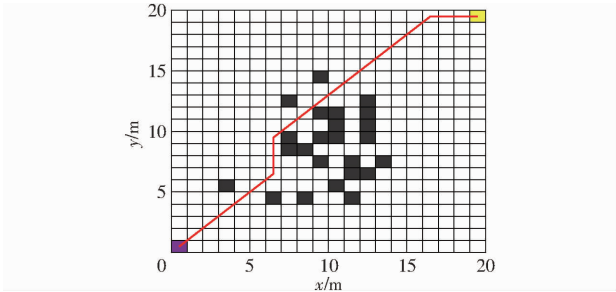


图 12 改进蚁群算法路径规划
Fig.12 Improved ant colony algorithm path planning diagram

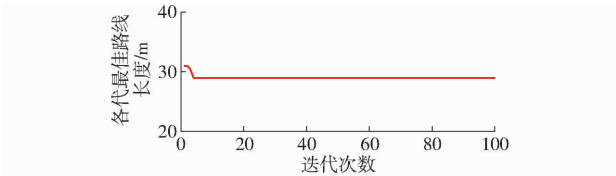


图 13 迭代收敛曲线
Fig.13 Iterative convergence curve

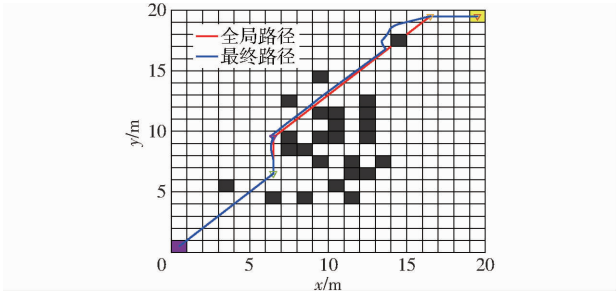


图 14 MACPF 算法路径规划
Fig.14 MACPF algorithm path planning diagram

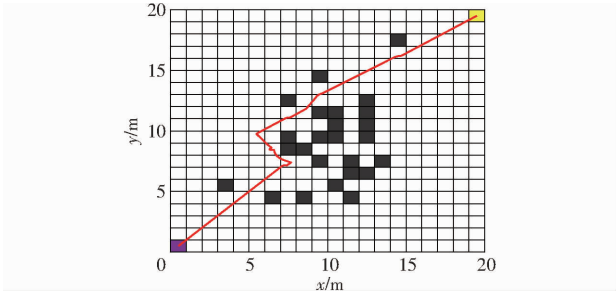


图 15 改进人工势场法路径规划
Fig.15 Improved path planning diagram of artificial potential field method

了约 5.44%,其中,倒三角形表示本文算法在规划路径过程中所涉及的局部子目标点。

4.3.2 动态障碍物仿真

为了更贴近现实中的情况,本文在上述静态障碍物的基础上加入了临时的动态障碍物,来满足环境全局已知局部未知的情况,仿真过程中本文采用迭代的方式表示动态障碍物的运动(即通过设置障碍物 x 方向和 y 方向的位姿参数,让其随迭代次数的增加而不断变化,来模拟动态障碍物),其中,为了使动态障碍物更清晰地展示其运行路径,本文每迭代 4 次取 1 次动态障碍物的位姿坐标,栅格图大

小以及参数的设置均与静态障碍物时一致,同时将障碍物斥力的作用范围缩减至 1 m 来观察路径规划情况的变化,其中,新出现的参数设置如表 7 所示。

表 7 动态障碍物参数设置

参数	数值
每迭代一次,障碍物 1 在 x 方向移动长度 L_{obs1x}	0
每迭代一次,障碍物 1 在 y 方向移动长度 L_{obs1y}	0.1
每迭代一次,障碍物 2 在 x 方向移动长度 L_{obs2x}	0.05
每迭代一次,障碍物 2 在 y 方向移动长度 L_{obs2y}	0.05
障碍物 1 初始位置 X_{obs1}	(4.5, 6.5)
障碍物 2 初始位置 X_{obs2}	(14.5, 14.5)

图 16 为在图 14 的基础上加入了 2 个临时的动态障碍物,其中障碍物 1 的运动方向为水平向下,障碍物 2 的运动方向为左上,通过图 16 可以看出,在全局环境加入临时的静态和动态障碍物时,原先改进蚁群算法所规划出的路径已经不再适用现在的复杂情况,而本文的 MACPF 算法则表现出了良好的环境适应性,即便在临时静态障碍物和动态障碍物的影响下,依然能够规划出一条无碰最优路径,同时,路径长度也增加到 30.1 m,虽然为了躲避动态障碍物导致路径长度有所增加,但是增加量很少,同时由于障碍物作用范围的减少,相较于图 14 而言,路径的平滑性得到了明显的提升,而如图 17 所示,单独使用改进人工势场法时,路径陷入了类似于“凹”型障碍物中无法摆脱,可见本文算法相较于单独使用蚁群算法与人工势场法有着更高的环境适应性与路径规划效率。

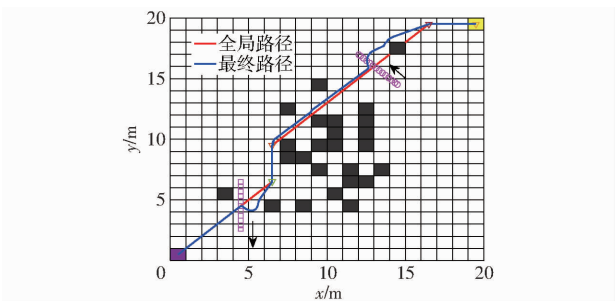


图 16 MACPF 算法动态避障效果

Fig. 16 Dynamic obstacle avoidance effect diagram of MACPF algorithm

综上,由图 12 ~ 17 可知,本文 MACPF 算法很好地结合了改进蚁群算法与改进人工势场法的特点,其能够快速地生成全局最优路径,有效地避开对

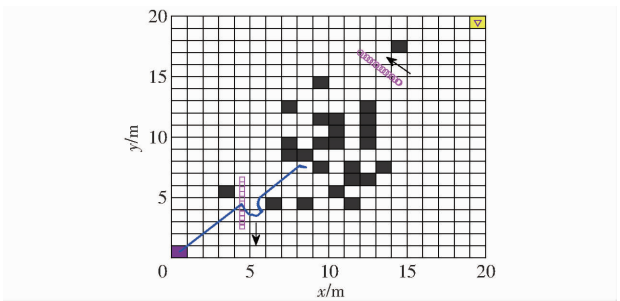


图 17 含动态障碍物改进人工势场法路径规划

Fig. 17 Improved path planning diagram of artificial potential field method with dynamic obstacles

角障碍物,且在调用改进人工势场法进行局部避障的过程中,避免了传统人工势场法过度避障以及易陷入“凹”型障碍物的情况,缩短了总体路径的长度,提高了路径的整体质量。

5 结论

(1)单一的全局路径规划算法虽然能够全局寻优,但是难以适应动态环境;单一的局部路径规划算法虽然实时性较强,但是其所规划出的路径却并非是全球最优的。因此,本文提出了将全局路径规划蚁群算法与局部路径规划人工势场法相结合的 MACPF 算法,MACPF 算法既保留了蚁群算法全局寻优的能力,也结合了人工势场法实时性好的特点,从而达到了强强联合,也为复杂环境下移动机器人的路径规划算法提供了一种新的思路。

(2)针对传统蚁群算法路径质量差且易陷入对角障碍的问题,通过设计多因素启发函数和新的蚂蚁行进机制,使得该问题得到了有效解决;针对蚁群算法收敛速度慢的情况,设计了自适应挥发系数和动态权重系数;仿真表明与其他改进算法及传统算法相比,本文算法在路径长度、转折点个数以及收敛速度方面有着明显的优势。

(3)针对传统人工势场法存在的局部极小值、目标不可达以及过度避障等问题,通过引入虚拟目标点、相对距离及安全距离的概念后,得到了很好的解决,仿真结果也表明了所提方法的正确性与有效性。

(4)将 MACPF 算法在静态以及动态环境中进行了测试,仿真结果表明本文所提的 MACPF 算法很好的结合了人工势场法与蚁群算法的优势,展现出了较强的环境适应性和路径规划效率。

参 考 文 献

[1] 郝琨,张慧杰,李志圣,等. 基于改进避障策略和双优化蚁群算法的机器人路径规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 303–312.
HAO Kun, ZHANG Huijie, LI Zhisheng, et al. Path planning of mobile robot based on improved obstacle avoidance strategy and double optimization ant colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 303–312. (in Chinese)

[2] 张强,陈兵奎,刘小雍,等. 基于改进势场蚁群算法的移动机器人最优路径规划[J]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 23–32.

- ZHANG Qiang, CHEN Bingkui, LIU Xiaoyong, et al. Ant colony optimization with improved potential field heuristic for robot path planning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 23–32. (in Chinese)
- [3] MOHSENI A, DUCHAINE V, WONG T. Experimental study of path planning problem using EMCOA for a holonomic mobile robot[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2021, 32(6): 1450–1462.
- [4] 曹如月, 张振乾, 李世超, 等. 基于改进 A* 算法和 Bezier 曲线的多机协同全局路径规划[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 548–554.
- CAO Ruyue, ZHANG Zhenqian, LI Shichao, et al. Multi-machine cooperation global path planning based on A-star algorithm and Bezier curve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 548–554. (in Chinese)
- [5] 崔永杰, 王寅初, 何智, 等. 基于改进 RRT 算法的猕猴桃采摘机器人全局路径规划[J]. 农业机械学报, 2022, 53(6): 151–158.
- CUI Yongjie, WANG Yinchu, HE Zhi, et al. Global path planning of kiwifruit harvesting robot based on improved RRT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 151–158. (in Chinese)
- [6] 康玉祥, 姜春英, 秦运海, 等. 基于改进 PSO 算法的机器人路径规划及实验[J]. 机器人, 2020, 42(1): 71–78.
- KANG Yuxiang, JIANG Chunying, QIN Yunhai, et al. Robot path planning and experiment with an improved PSO algorithm[J]. Robot, 2020, 42(1): 71–78. (in Chinese)
- [7] COSTA N, MEDEIROS L, DANTAS P, et al. Formation control method based on artificial potential fields for aircraft flight simulation[J]. Simulation, 2022, 98(7): 575–595.
- [8] 李文刚, 汪流江, 方德翔, 等. 联合 A* 与动态窗口法的路径规划算法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(12): 3694–3702.
- LI Wen'gang, WANG Liujiang, FANG Dexiang, et al. Path planning algorithm combining A* with DWA[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(12): 3694–3702. (in Chinese)
- [9] BAO S, LU Y, LI K, et al. Research on path planning of UAV based on ant colony algorithm with angle factor[J]. Journal of Physics Conference Series, 2020, 1627: 012008.
- [10] LI Xiaowei, LI Qing, ZHANG Junhui. Research on global path planning of unmanned vehicles based on improved ant colony algorithm in the complex road environment[J]. Measurement and Control, 2022, 55(9–10): 945–959.
- [11] 李理, 李鸿, 单宁波. 多启发因素改进蚁群算法的路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 219–225.
- LI Li, LI Hong, SHAN Ningbo. Path planning based on improved ant colony algorithm with multiple inspired factor[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 219–225. (in Chinese)
- [12] FAN X, GUO Y, LIU H, et al. Improved artificial potential field method applied for AUV path planning[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020(1): 1–21.
- [13] HU Y, KE W, CHANG L, et al. Research on multi-objective path planning of a robot based on artificial potential field method[J]. International Journal of Wireless and Mobile Computing, 2018, 15(4): 335–341.
- [14] YANG W L, WU P, ZHOU X Q, et al. Improved artificial potential field and dynamic window method for amphibious robot fish path planning[J]. Applied Sciences, 2021, 11(5): 2114.
- [15] HAN G L. Automatic parking path planning based on ant colony optimization and the grid method[J]. Journal of Sensors, 2021, 2021: 8592558.
- [16] 张括嘉, 张云洲, 吕光浩, 等. 基于局部语义拓扑图的视觉 SLAM 闭环检测[J]. 机器人, 2019, 41(5): 649–659.
- ZHANG Kuojia, ZHANG Yunzhou, LÜ Guanghao, et al. Loop closure detection based on local semantic topology for visual SLAM system[J]. Robot, 2019, 41(5): 649–659. (in Chinese)
- [17] LV T, FENG M. A smooth local path planning algorithm based on modified visibility graph[J]. Modern Physics Letters B, 2017, 31(19–21): 1740091.
- [18] WANG L. Path planning for unmanned wheeled robot based on improved ant colony optimization[J]. Measurement and Control, 2020, 53(5–6): 1014–1021.
- [19] 赵静, 汤云峰, 蒋国平, 等. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2019, 39(6): 73–78.
- ZHAO Jing, TANG Yunfeng, JIANG Guoping, et al. Mobile robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2019, 39(6): 73–78. (in Chinese)
- [20] ZHU S, ZHU W, ZHANG X, et al. Path planning of lunar robot based on dynamic adaptive ant colony algorithm and obstacle avoidance[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(3): 4149–4171.
- [21] 李俊, 周虎, 李波. 基于虚拟蚂蚁的局部优化蚁群算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(11): 2459–2468.
- LI Jun, ZHOU Hu, LI Bo. Local optimization ACO based on virtual ant colony algorithm[J]. Control and Decision, 2019, 34(11): 2459–2468. (in Chinese)
- [22] 张恒, 何丽, 袁亮, 等. 基于改进双层蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 303–313.
- ZHANG Heng, HE Li, YUAN Liang, et al. Mobile robot path planning using improved double-layer ant colony algorithm[J]. Control and Decision, 2022, 37(2): 303–313. (in Chinese)
- [23] 王雷, 石鑫. 基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划[J]. 南京理工大学学报, 2019, 43(6): 700–707.
- WANG Lei, SHI Xin. Dynamic path planning of mobile robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2019, 43(6): 700–707. (in Chinese)
- [24] YU W, LU Y. UAV 3D environment obstacle avoidance trajectory planning based on improved artificial potential field method[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1885(2): 022020.
- [25] 翟丽, 张雪莹, 张闲, 等. 基于势场法的无人车局部动态避障路径规划算法[J]. 北京理工大学学报, 2022, 42(7): 696–705.
- ZHAI Li, ZHANG Xueying, ZHANG Xian, et al. Local dynamic obstacle avoidance path planning algorithm for unmanned vehicles based on potential field method[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022, 42(7): 696–705. (in Chinese)
- [26] 姜龙腾, 迟瑞娟, 熊泽鑫, 等. 基于优化人工势场法的插秧机绕障策略研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(增刊1): 20–27.
- JIANG Longteng, CHI Ruijuan, XIONG Zexin, et al. Obstacle winding strategy of rice transplanter based on optimized artificial potential field method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Supp.1): 20–27. (in Chinese)
- [27] 程志, 张志安, 李金芝, 等. 改进人工势场法的移动机器人路径规划[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(23): 29–34.
- CHENG Zhi, ZHANG Zhian, LI Jinzhi, et al. Mobile robots path planning based on improved artificial potential field[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(23): 29–34. (in Chinese)