

基于势场蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法*

刘建华^{1,2} 杨建国¹ 刘华平³ 耿鹏⁴ 高蒙²

(1. 东华大学机械工程学院, 上海 201620; 2. 石家庄铁道大学电气与电子工程学院, 石家庄 050043;
3. 清华大学智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084; 4. 石家庄铁道大学信息科学与技术学院, 石家庄 050043)

摘要: 针对移动机器人路径规划蚁群算法收敛速度慢和人工势场法易陷入局部最优的问题,提出一种以栅格地图为环境模型,在蚁群算法搜索过程中加入针对具体问题的人工势场局部搜索寻优算法,将人工势场法中力因素转换为局部扩散信息素,使蚁群倾向于具有高适应值的子空间搜索,减少了蚁群算法在盲目搜索路径过程中产生的局部交叉路径及蚂蚁“迷失”数量,提高了蚁群对障碍物的预避障能力。对不同参数组合下2种算法及其它改进算法仿真结果做了比较,验证了基于势场蚁群算法的全局路径规划能够加快寻优过程且具有较强的搜索能力,收敛速度提高近1倍。

关键词: 移动机器人 蚁群算法 人工势场 路径规划

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)09-0018-10

Robot Global Path Planning Based on Ant Colony Optimization with Artificial Potential Field

Liu Jianhua^{1,2} Yang Jianguo¹ Liu Huaping³ Geng Peng⁴ Gao Meng²

(1. College of Mechanical Engineering, Donghua University, Shanghai 201620, China

2. College of Electrical and Electronic Engineering, Shijiazhuang Railway University, Shijiazhuang 050043, China

3. Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China

4. College of Information Science and Technology, Shijiazhuang Railway University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: To solve the problems of the slow convergence speed in ant colony algorithm and the local optimum in artificial potential field method, an improved ant colony optimization algorithm was proposed for path planning of mobile robot in the environment expressed by the grid method. The local force factor of artificial potential field was converted into spreading pheromones in the ant searching process, so the ant colony algorithm focused on subspace search with high fitness. It reduced the partial cross paths and the number of lost ants in the process of general ant colony algorithm in blind search. It also enhanced the ability of robot to avoid obstacle in advance. Two algorithms simulation results under different parameter combinations showed that the improved ant colony algorithm not only solved the local optimum problem of artificial potential method, but also avoided the blind search of general ant colony algorithm. In addition, the simulation results were compared with other improved algorithms. The comparisons verified the efficiency of the proposed algorithm which shows better search performance and stronger searching ability than the traditional ant colony algorithms and other improved algorithms. The convergence speed of the proposed algorithm was nearly doubled.

Key words: Mobile robot Ant colony algorithm Artificial potential field Path planning

收稿日期: 2015-01-14 修回日期: 2015-03-31

* 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2007AA04Z232)、国家自然科学基金资助项目(61075027、91120011)和河北省自然科学基金资助项目(F2010001106、F2013210094)

作者简介: 刘建华, 博士生, 石家庄铁道大学副教授, 主要从事机器人控制研究, E-mail: ljhsjz@sohu.com

通讯作者: 杨建国, 教授, 博士生导师, 主要从事机电一体化研究, E-mail: lfengju@163.com

引言

移动机器人路径规划是机器人研究领域的一个关键技术,是在有障碍物的环境中按照某些性能指标寻找一条从起始状态到目标状态的最优或近似最优的无碰撞路径^[1-2]。目前,移动机器人路径规划传统方法有栅格法和人工势场法等,栅格法适用于全局路径规划,但当环境空间增大时,所需存储空间大、计算效率低、决策实时性差;人工势场法是机器人局部路径规划中比较成熟的一种方法,适用于实时控制,但其容易陷入局部最优和死锁现象。随着环境系统复杂性及任务难度的增加,基于数学模型传统的路径规划方法难以取得理想的效果,出现了一些仿生智能优化的算法,如免疫算法^[3]、人工鱼群算法^[4-5]、遗传算法^[6-9]、粒子群算法^[10-12]等,但是这些方法存在搜索空间大、算法复杂、参数难以确定、搜索效率低及易产生局部最优路径,甚至搜索不到可行路径等问题^[1-2]。因此,探索复杂环境下高效的移动机器人路径规划方法已成为目前移动机器人控制领域的关键技术^[13]。

蚁群算法是一种随机搜索寻优方法,作为一种全局优化算法^[14-18],应用领域较广^[19],其需要解决的关键问题是在“探索”和“利用”之间寻找一个平衡点,既要使蚁群算法的搜索空间尽可能大(即随机性大),以寻找全局最优路径^[20],又要利用先验知识(即距离信息、启发信息和信息素),使系统以较大的概率收敛到全局最优,其本质是解决蚁群算法全局搜索能力与收敛到全局最优的速度之间的矛盾,即随机性和信息素强度更新的矛盾。为此,不少学者对此问题进行研究,主要从搜索策略和信息素更新两方面来展开,文献[21]通过蚂蚁的折返搜索策略提高蚂蚁的搜索能力;文献[22]在蚂蚁折返搜索策略的基础上,通过优化禁忌表来提高蚂蚁的搜索能力,通过双向蚂蚁群体的不同搜索策略提高算法收敛速度;文献[23]针对凹形障碍物通过不同蚁群搜索的路径来交叉优化路径;在信息素更新机制上出现了带精英策略的蚂蚁系统^[24]、最大-最小蚂蚁系统^[25]等;另外一些学者将蚁群算法结合其它智能算法来改善解的质量,文献[26]将粒子群算法与蚁群算法结合,文献[27]在文献[26]的基础上采用全局异步与精英策略相结合的信息素更新方式,缩短了规划成本,文献[28]融合免疫算法与蚁群算法完成路径规划。

人工势场法是一种有效的局部路径规划方法^[29],其规划的路径与系统最优路径间存在一定的关系,具有较高的适应值。文献[30]将蚁群算法和

人工势场法结合起来,根据蚂蚁在环境中受到的势场力合力的数值及其方向构建局部启发信息素。文献[31]在文献[30]的基础上通过引入一个势场力启发信息影响系数改善解的质量,由于栅格环境中合力数值及其方向会跳跃式突变,构建的局部信息素与全局信息素无内在联系,缺乏统一性与可比性,各个路径信息素在搜索阶段就产生较大的差异,平滑性较差,减弱了蚁群个体之间协作能力,影响了算法的收敛速度。本文在蚁群算法搜索过程中加入与全局信息素相关的人工势场局部搜索寻优算法,当前路径的全局信息素沿势场力方向向附近路径扩散,信息素具有较好的平滑性,使蚁群趋向于搜索具有较高适应值的子空间,蚁群的“盲目”搜索最优路径变为“有倾向”性搜索,减少蚁群搜索过程中蚂蚁的“迷失”数量,加快蚁群算法寻优过程和优化路径质量,同时利用蚁群的全局性避开人工势场局部最优,使两者完善结合。

1 常规蚁群算法的缺陷

蚁群是通过群体中个体之间的协作行为及启发信息寻找到最优路径。蚂蚁个体是以前代蚂蚁在所经过路径上留下的与其路径长度成反比的信息素作为协作媒介^[32-33],并在信息素挥发机制下趋向于选择具有较强信息素的路径,并释放自己的信息素,信息素积累的过程也是蚁群先验知识沉淀的过程^[34],这种自催化过程(正反馈机制)使问题的解不断向全局最优方向进化,最终蚁群算法收敛于一条全局最优路径^[35-36]。

蚁群算法存在缺陷:①蚁群算法是一种启发式仿生优化方法,是以蚂蚁当前位置与下一位置的距离作为启发信息来搜索路径,不利于蚂蚁对障碍物的预先规避(蚂蚁个体在接近障碍物时才避障)。②蚁群算法是一个大空间搜索算法,特别是初始阶段的“盲目搜索”使蚂蚁个体在搜索过程中不可避免地产生大量局部交叉路径^[37](图1所示A、B、C),当环境规模变大时,其性能较差^[34]。③由于禁忌表的限制,大量蚂蚁个体在搜索最优路径过程中“迷失”,产生大量的非完整路径(图1所示D、E、F)。以上3点缺陷使常规蚁群算法易早敛、搜索路径效率低及收敛速度慢^[22-23,26]。

2 势场蚁群算法描述

2.1 环境建模

机器人的工作环境为二维空间,设障碍物为静止。按栅格法划分工作环境,栅格的划分尺度取决于机器人的大小,无障碍物的栅格为可行栅

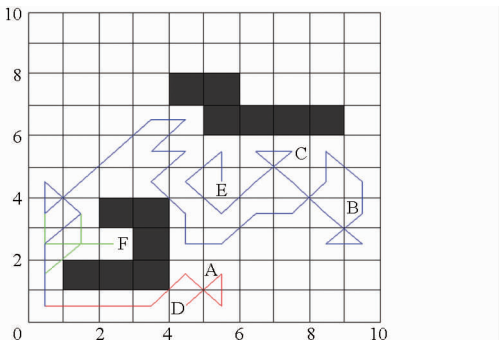


图 1 迷失蚂蚁及交叉路径

Fig. 1 Lost ants and cross paths

格,有障碍物的栅格为不可行栅格,障碍物要适当膨化,障碍物所占栅格不足一个栅格按一个栅格考虑,栅格按从左至右、从上至下依次编号为 1、2、3、⋯、 n ,可行栅格的中心坐标作为蚂蚁可能遍历的路径点,不可行栅格的中心坐标作为障碍物的中心点,机器人的路径规划问题就是在可行栅格集合中寻找一个有序栅格的子集,使相邻栅格中心点的距离之和最短。

2.2 势场蚁群算法基本原理

在自然界中,真实蚂蚁个体间的信息传递是以扩散的信息素为媒介,前代蚂蚁对后代蚂蚁的影响较大时,后代蚂蚁与前代蚂蚁的运动轨迹距离较近,而现有的蚁群算法没有考虑信息素的扩散环节。为使蚁群算法更接近于真实的蚁群系统,本文提出当前信息素沿势场力方向扩散蚁群算法,蚂蚁个体依据考虑了环境障碍物和目标点布局的势场力方向构建局部启发信息素,即蚂蚁个体在寻找最优路径的过程中,根据其在势场中所受目标点引力和障碍物斥力的合力方向(见文献[29])会随着障碍物和目标点的改变而不同,将其所处路径点的信息素向该方向扩散,由于考虑了障碍物的斥力因素,临近障碍物的区域信息素浓度较低(图 2 所示区域 1),较常规的蚁群算法,提高了机器人对障碍物的预避障能力,使蚁群侧重于具有较高适应值的子空间搜索,从而引导蚁群向目标方向搜索。

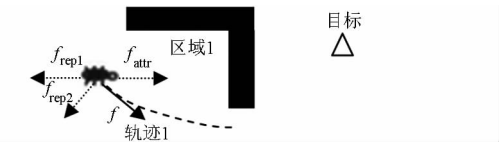


图 2 势场力方向

Fig. 2 Potential field force direction

在图 2 中, f_{rep1} 和 f_{rep2} 是蚂蚁受障碍物的斥力, f_{attr} 是蚂蚁受目标点的引力, $f(\lambda, \theta)$ 是蚂蚁所受的合力(λ, θ 分别为机器人受力大小与方向)。根据 θ 与相邻各个栅格角度 θ_i 之差的绝对值大小确定信息素扩散方向,即取 $\min(|\theta - \theta_i|)$ 所对应栅格方位作

为信息素扩散方向(θ_i 依次取 $0^\circ, 45^\circ, \dots, 315^\circ$),如图 3 所示。

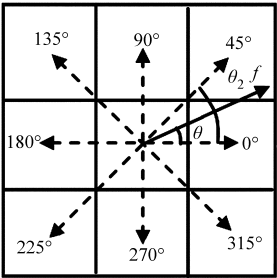


图 3 信息素扩散方向

Fig. 3 Pheromone diffusion direction

设信息素浓度与信源距离服从高斯分布,栅格信息素只向其临近的前进方向栅格扩散(不包含障碍物栅格),图 4 为信息素扩散简化模型。 L 为圆锥体的高, γ 为锥体的顶角(锐角), l_{ob} 表示信息素扩散半径, η 表示栅格 j 到 i 的中心距离, i 点的信息素为 $q(i)$,则有

$$l_{ob} = L \tan \frac{\gamma}{2}$$

扩散到 j 点的信息素为

$$\tau''_{ij} = \delta q(i) \frac{L \tan \frac{\gamma}{2} - \eta}{L \tan \frac{\gamma}{2}} \quad (0 < \delta \leq 1) \quad (1)$$

式中 δ ——扩散系数
 δ 较大时,系统易陷入局部最优。

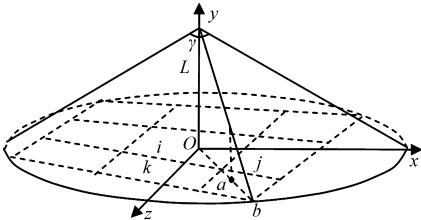


图 4 简化后信息素扩散模型

Fig. 4 Simplified pheromone diffusion model

考虑到栅格环境的特殊性,势场力 $f(\lambda, \theta)$ 的数值 λ 与方向 θ 会产生跳跃式变化,直接依据 λ 和 θ 构建的扩散信息素平滑性较差,与文献[30]不同,本文只将势场力方向作为当前栅格的信息素向其指向的相邻栅格扩散,避免了直接根据 λ 与 θ 构建局部信息素。设栅格边长为 1(该数值可以根据实际情况选择),栅格 i 信息素向斜对角栅格 j 扩散时,有

$$\begin{cases} L \tan \frac{\gamma}{2} = \frac{3\sqrt{2}}{2} \\ \eta = \sqrt{2} \end{cases}$$

代入式(1),可得

$$\tau''_{ij} = \begin{cases} \delta q(i) \frac{\frac{3\sqrt{2}}{2} - \sqrt{2}}{\frac{3\sqrt{2}}{2}} = 0.33\delta q(i) & (\text{相邻栅格}) \\ 0 & (\text{不相邻栅格}) \end{cases} \quad (2)$$

当栅格 i 信息素向平行或垂直方向栅格 k 扩散时有

$$\begin{cases} L \tan \frac{\gamma}{2} = \frac{3\sqrt{2}}{2} \\ \eta = 1 \end{cases}$$

代入式(1), 可得

$$\tau''_{ik} = \begin{cases} \delta q(i) \frac{\frac{3\sqrt{2}}{2} - 1}{\frac{3\sqrt{2}}{2}} = 0.53\delta q(i) & (\text{相邻栅格}) \\ 0 & (\text{不相邻栅格}) \end{cases} \quad (3)$$

由于势场力方向上存在高浓度的信息素, 蚁群个体趋向于搜索较高信息素浓度区域, 即将搜索过程集中于最优解(轨迹1)的周围^[21], 避免了蚁群个体大量搜索诸如区域1的过程, 使蚁群算法的“盲目搜索”变为“有方向的搜索”, 强化蚂蚁个体之间的协作能力, 减少局部交叉路径, 降低了“迷失”蚂蚁数量, 提高了蚁群算法的局部搜索能力及全局收敛速度。

2.3 算法分析及执行步骤

基于势场蚁群算法步骤如下:

(1) 采用0(可通过栅格)和1(障碍物占用栅格)组成的矩阵抽象环境地图, 选择起始点栅格 $S=1$ (左上角)和目标点栅格 $E=400$ (右下角)。

(2) 初始化蚁群算法和人工势场算法基本参数, 如设置蚂蚁数量 m 、信息启发因子 α 、期望启发因子 β 、信息素挥发因子 ρ 、局部信息素矩阵 S_{ant} 、全局信息素矩阵 T_{ant} 、信息素强度 Q 、迭代次数 N_c 、初始化禁忌表 B 、引力场位置增益系数 k_{att} 、斥力增益系数 k_{rep} 、障碍物的影响距离 ρ_0 。

(3) 机器人在当前栅格受力情况为 $f_i(\lambda, \theta)$, 根据 θ 获得机器人受力方向, 设从 i 栅格到 j 栅格, 则把栅格 i 对应的信息素向其临近的前进方向栅格扩散, 构建局部扩散信息素 τ''_{ij} 。

(4) 找出蚂蚁个体 k 在栅格 i 的候选栅格, 转移到候选栅格 j 的转移概率为

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in A_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t)} & (j \in A_k) \\ 0 & (j \notin A_k) \end{cases}$$

$$\text{其中 } \eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \quad A_k = \{C - B_k\}$$

$$\tau_{ij} = \tau'_{ij} + \tau''_{ij}$$

式中 η_{ij} ——机器人从栅格 i 转移到 j 的启发程度

d_{ij} ——栅格 i 到 j 的距离

A_k ——蚂蚁 k 下一步允许访问的栅格

τ_{ij} ——机器人从栅格 i 转移到 j 的信息素

(5) 栅格 j 加入禁忌表 $A_k = \{C - B_k\}$ 。

(6) 重复步骤(3)~(5), 直到除“迷失”蚂蚁外所有蚂蚁到达终点栅格 E , 并保存每只蚂蚁所走路径及其长度。

(7) 更新信息素矩阵元素

$$\tau'_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau'_{ij}(t) + \Delta\tau'_{ij}(t, t+1)$$

$$\text{其中 } \Delta\tau'_{ij}(t, t+1) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^{'k}(t, t+1)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{'k}(t) = \begin{cases} Q/L_k & (\text{蚂蚁 } k \text{ 经过路径}(i, j)) \\ 0 & (\text{蚂蚁 } k \text{ 不经过路径}(i, j)) \end{cases}$$

式中 L_k ——蚂蚁 k 在本次循环中所走的路径长度

(8) 选择本次循环最优路径并保存。

(9) 若满足循环次数 $N \geq N_c$, 结束。否则重复步骤(3)~(8)。

3 仿真分析

蚁群算法参数是紧密耦合的, 参数的选取是否合适直接影响算法性能, 目前还没有完善的理论依据来确定最优的组合参数^[20,35], 传统的方法是根据经验反复试凑而定。本实验环境(起始点1栅格, 终止点400栅格)最优路径长度29.2132格, 采用蚁群算法性能较优的 Ant-Cycle 模型^[33], 通过各种参数组合仿真, 对基本蚁群算法和基于势场蚁群算法路径规划作比较, 由于蚂蚁决策表是由信息素函数和启发信息素函数共同决定的, 本文参数只选择了对算法性能起决定作用的启发因子、期望启发因子及挥发因子。设置蚂蚁个数 $m=80$, $\delta=0.01$, 循环次数600次, 终止条件为相邻5次循环搜索中最优路径长度差别小于0.001, 每组数据为10次实验数据的平均值。

3.1 启发因子

启发因子 α 反映了前代蚂蚁在搜索路径过程中积累的信息素对当前蚂蚁个体寻优过程的相对重要程度, α 值越小, 其系统收敛速度越慢, 蚂蚁算法越易陷入局部最优; α 值越大, 当前蚂蚁个体选取前代蚂蚁已搜索到路径的概率越大, 蚁群的随机搜索能力降低, 将导致局部最优路径上正反馈增强, 系统同样易陷入局部最优。

设 $Q = 100, \beta = 4, \rho = 0.5, \alpha$ 分别取 $0.8、1.1、\cdots、1.9$ 进行仿真,结果如图 5~7 所示。可以看出:当 α 较小时,蚁群算法初始阶段搜索具有盲目性,蚂蚁的“迷失”数量较大(图 5,虚线部分表示远大于当前值,下同),很多蚂蚁个体没有到达目标栅格,即没有搜索到完整有效路径,导致蚁群算法迭代次数增大(图 6),收敛速度慢,且极易陷入局部最优解, α 等于 1 时,蚁群算法的综合求解性能较好(图 7),此时迭代次数为 87 次,而基于势场法的蚁群算法将搜索集中于最优路径的周围,同时大量减少了“迷失”蚂蚁数量(图 5),提高了算法的收敛速度(图 6),使迭代次数减少到 51 次,且变化曲线趋于平缓,相较常规蚁群算法更易寻得最优路径(图 7), $\alpha \in [0.9, 1.2]$ 时,具有较好的求解性能,扩大了参数选取范围,降低了搜索过程早熟收敛几率;如 α 选取恰当时,迭代次数能进一步减小;当 α 逐渐变大时,相较常规蚁群算法,基于势场法的蚁群算法也具有较好的求解性能。

3.2 期望启发因子

期望启发因子 β 反映了蚁群路径搜索过程中先

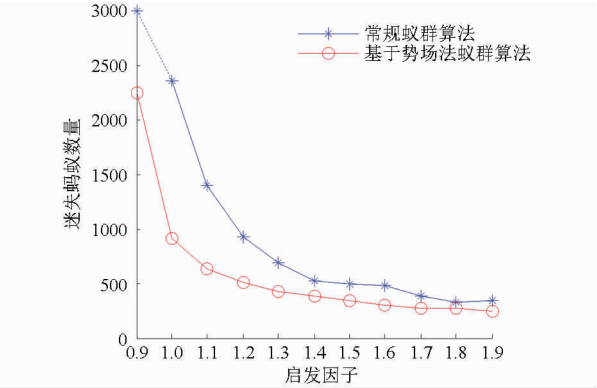


图 5 启发因子 α 与迷失蚂蚁数量 m 的关系
Fig. 5 Relationship between the heuristic factor and the number of lost ant

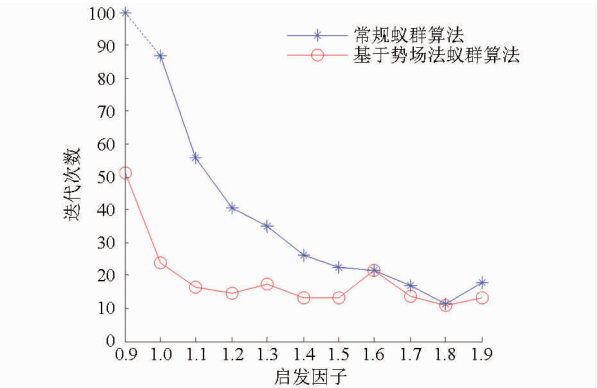


图 6 启发因子 α 与迭代次数的关系
Fig. 6 Relationship between the heuristic factor and the number of iterations

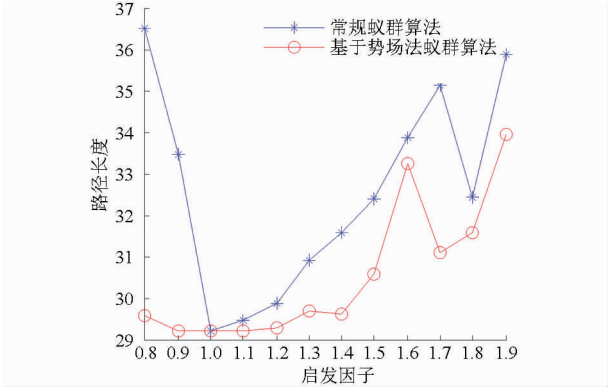


图 7 启发因子 α 与最优路径长度 L 的关系
Fig. 7 Relationship between the heuristic factor and the optimal path

验性和确定性因素的重要程度, β 值过大,则蚂蚁在局部点倾向于选择局部最短路径,虽然算法收敛速度加快,但搜索路径的随机性减弱,极易陷入局部最优; β 过小,蚂蚁群体易陷入纯粹的随机搜索,系统收敛速度变慢,较难搜索出全局最优路径。

设 $Q = 100, \alpha = 1, \rho = 0.5, \beta$ 分别取 $1、2、\cdots、12$,结果如图 8~10 所示。可以看出:在 β 值较小时,基于势场法的蚁群算法明显减少了“迷失”蚂蚁的数

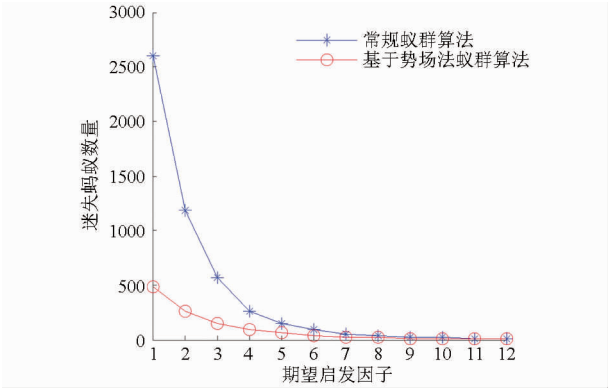


图 8 期望启发因子 β 与迷失蚂蚁数量 m 的关系
Fig. 8 Relationship between the expected heuristic factor and the number of lost ant

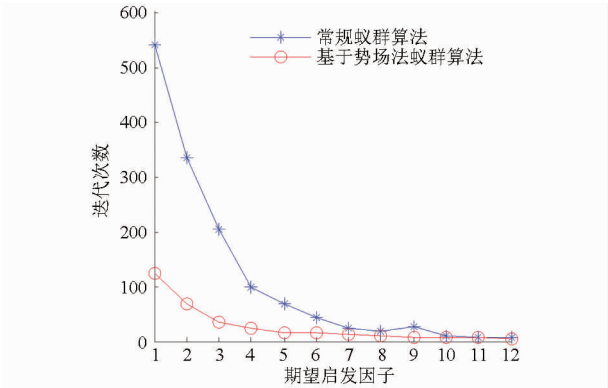


图 9 期望启发因子 β 与迭代次数的关系
Fig. 9 Relationship between the expected heuristic factor and the number of iterations

量(图 8)及迭代次数(图 9),提高了系统的收敛速度,当 β 等于 3 时,基于势场法蚁群算法将迭代次数从 205 次降低到 34 次;在 β 值较大时(如 $\beta=9$),常规蚁群算法易陷入局部最优(图 10),而势场蚁群算法降低了系统陷入局部最优的几率。

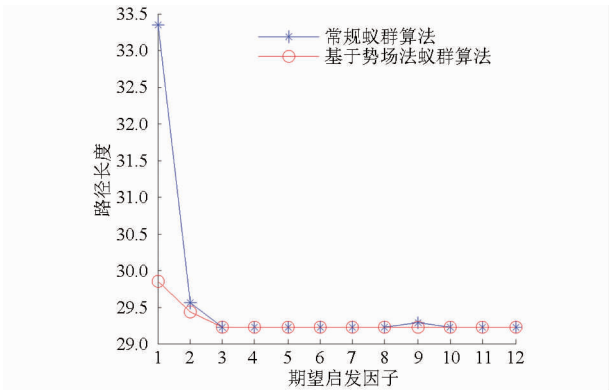


图 10 期望启发因子 β 与最优路径长度 L 的关系
Fig. 10 Relationship between the expected heuristic factor and the optimal path

3.3 挥发因子

信息挥发因子 ρ 是反映蚁群对搜索最优路径时所积累的经验记忆功能强弱的参数,信息素的挥发机制在信息素上增大了解空间中最优路径和其它路径的差异,关系到算法全局搜索能力和收敛速度。 ρ 过大,会导致未被搜索到或较少搜索到的路径信息素挥发变快,甚至挥发为零,蚂蚁选取前代蚂蚁多次搜索到的路径的几率增大,使蚁群的搜索空间变小,降低了算法全局搜索能力; ρ 过小,路径上残留信息素占主导地位,弱化了系统正反馈作用,由于各个路径的信息素强度几乎相等,蚂蚁选择各个路径的几率也几乎相等,在算法收敛的前提下,虽提高了算法全局搜索能力且能寻到全局最优路径,但收敛过程较慢^[22],特别是当 ρ 较小时,必须保证有较多数量蚂蚁才能保证算法的全局收敛性。

设 $Q=100, \alpha=1, \beta=4, \rho$ 分别取 0.1、0.2、 $\cdots$ 、0.9 进行仿真,结果如图 11 ~ 13 所示。由图可见,当 ρ 较小时,蚁群算法搜索路径随机性增大,局部交叉路径和“迷失”蚂蚁数量也较多(图 11),当 $\rho \in [0.1, 0.5]$,算法虽能够寻得最优路径,但收敛速度较慢(图 12),至少需要迭代 94 次,而势场蚁群算法增大了参数 ρ 的选取范围,即 $\rho \in [0.1, 0.7]$,使系统迭代次数减少到 23 次,收敛曲线较稳定(图 12);当 ρ 较大时,搜索路径随机性降低,“迷失”蚂蚁数量减少,收敛速度加快(图 12),但极易陷入局部最优(图 13),基于势场法的蚁群算法对于 ρ 具有较大选取空间。因此,基于势场法的蚁群算法,减少了“迷失”蚂蚁数量,提高算法的收敛速度,降低了算

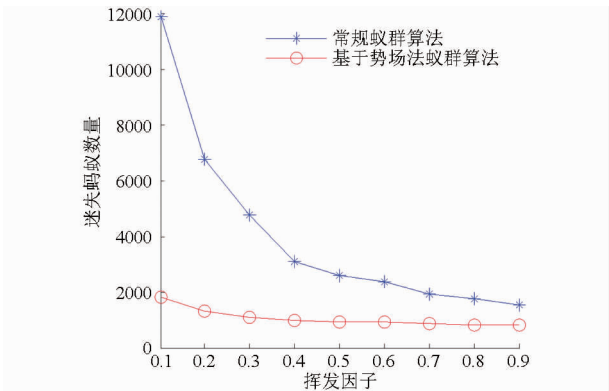


图 11 挥发因子 ρ 与迷失蚂蚁数量 m 的关系
Fig. 11 Relationship between the pheromone evaporation coefficient and the number of lost ant

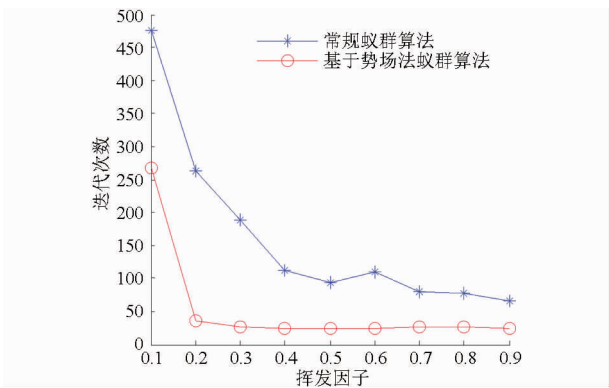


图 12 挥发因子 ρ 与迭代次数的关系
Fig. 12 Relationship between the pheromone evaporation coefficient and the number of iterations

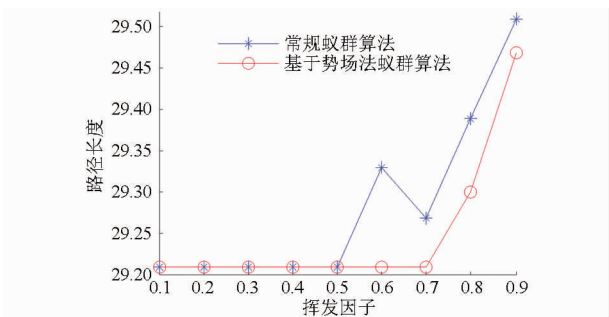


图 13 挥发因子 ρ 与最优路径长度 L 的关系
Fig. 13 Relationship between the pheromone evaporation coefficient and the optimal path

法对 ρ 的依赖性,及搜索过程早熟风险。

3.4 参数最佳匹配比较

综合分析 3.1、3.2 和 3.3 节的仿真图可以看出,当 $\alpha=1, \beta=7, \rho=0.5$ 时(其余参数不变),蚁群算法性能较好。图 14 为 2 种算法收敛曲线,在均能寻得全局最优路径 29.213 2 的前提下,常规蚁群算法波动范围较大,在迭代 28 次后搜索到最优路径,而势场蚁群算法在迭代 3 次后,把蚁群的搜索空间限制在具有高适应值的子空间内,即路径长度 34.627 4 至 29.213 2 之间,搜索过程在小范围波动后,再次迭代 7 次后搜索到最优路径 29.213 2,共迭

代 10 次。

表 1 列出了本文提出的算法与常规蚁群算法在

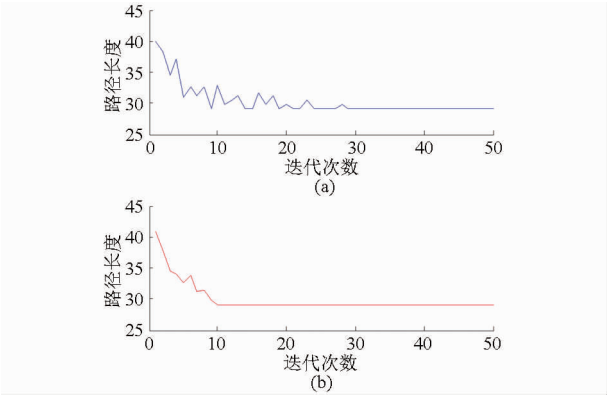


图 14 2 种算法收敛曲线

Fig. 14 Convergence curves of ant colony algorithms

(a) 常规蚁群算法 (b) 势场蚁群算法

表 1 算法仿真结果比较

Tab. 1 Cycle numbers required for the two algorithms

	次数	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	平均
环境 1	势场蚁群算法	14	8	11	15	10	14	12	12	10	12	11. 8
	常规蚁群算法	22	29	23	21	23	24	17	35	24	38	25. 6
环境 2	势场蚁群算法	9	9	8	10	8	10	11	12	12	8	9. 7
	常规蚁群算法	20	22	18	20	29	24	16	21	19	20	20. 9

变,因而信息素平滑性较差,而本文所提出的改进蚁群算法是以当前栅格为信息源,以势场力的方向为信息素扩散方向,其信息素平滑性好。表 2 与图 17 为本文提出的算法($\alpha = 1.3, \beta = 9, \rho = 0.5, Q = 100, m = 20$)与文献[31]蚁群改进算法仿真数据和环境 3 路径规划图;表 3 与图 18 为本文提出的算法($\alpha = 1.2, \beta = 20, \rho = 0.5, Q = 100, m = 10$)与文献[30]蚁群改进算法仿真数据和环境 4 路径规划图。

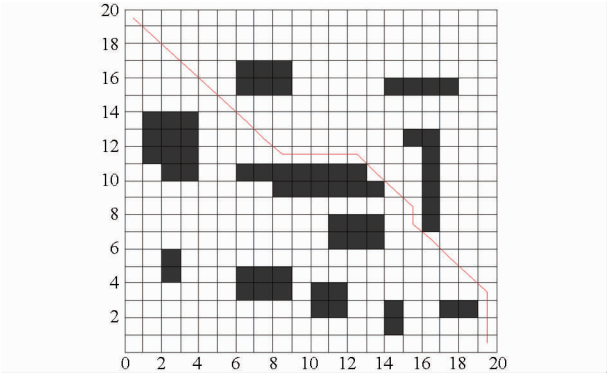


图 15 环境 1 路径规划

Fig. 15 Path planning of the first environment

由表 2 可看出:在文献[31]的仿真环境中,2 种方法均能寻到最优路径,本文提出的方法在平均路径长度、平均迭代次数和最大迭代次数均小于文献[31]中的方法,收敛速度提高近 1 倍(图 19 为放大收敛曲线图)。

由表 3 和图 18 知:在文献[30]的仿真环境中,

环境 1(图 15 所示)和环境 2(图 16 所示,算法参数同上)下 10 次仿真数据。可以看出:在环境 1、2 中,常规蚁群算法的平均迭代次数分别为 25.6 次和 20.9 次,而基于势场法的蚁群算法的平均迭代次数分别为 11.8 次和 9.7 次,后者收敛速度比前者提高 1 倍多,且其收敛曲线稳定。

综上所述,在改进的蚁群算法中,由于势场力方向信息素的扩散,使最优解附近的信息素浓度增高,使蚂蚁个体趋向于搜索具有高适应值的子空间,从而降低了蚂蚁个体的“盲目”搜索,提高了搜索效率。

3.5 与其它改进算法比较

文献[30-31]是以势场力及其角度构建局部信息素,由于在栅格地图中,势场力与角度都会突

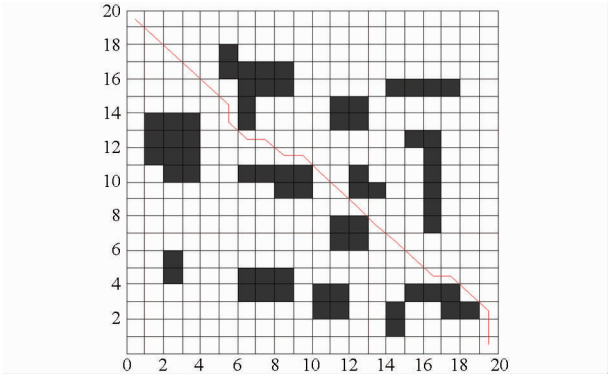


图 16 环境 2 路径规划

Fig. 16 Path planning for the second environment

表 2 与文献[31]算法实验结果比较

Tab. 2 Comparison of the two algorithms

方法	平均路径 长度	最优路径 长度	平均迭代 次数	最大迭代 次数
文献[31]方法	30. 782	28. 6274	25	41
本文方法	29. 486	28. 6274	14	28

本文提出的算法平均迭代次数减少到 7.7 次,具有更快的收敛速度(图 20 为放大收敛图)。

综上所述,本文改进的蚁群算法与文献[30-31]改进算法相比,改善了信息素的平滑性,进一步提高了蚂蚁个体之间的协作能力及算法的收敛速度。

3.6 解的多样性分析

为进一步验证改进算法获得最优解的能力,对

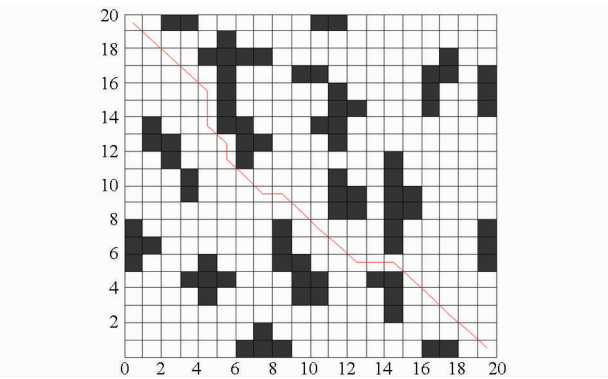


图 17 环境 3 路径规划

Fig. 17 Path planning of the third environment

表 3 与文献[30]算法实验结果比较

Tab.3 Comparison of the two algorithms

方法	最优路径长度	平均迭代次数
文献[30]方法	35.0711	12
本文方法	35.0711	7.7

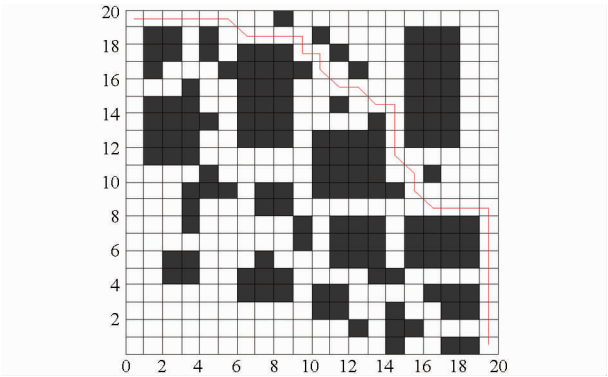


图 18 环境 4 路径规划

Fig. 18 Path planning of the forth environment

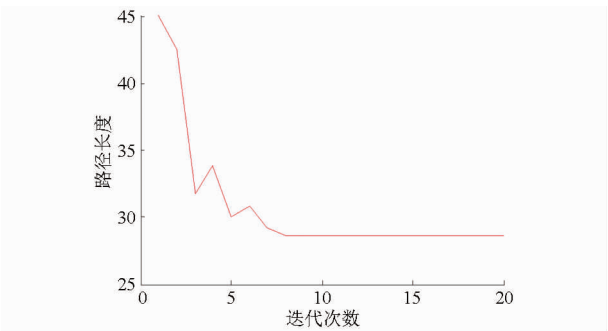


图 19 算法收敛曲线(环境 3)

Fig. 19 Convergence curve of the algorithm (third environment)

其多样性进行了分析,以图 18 环境 4 路径规划为例,结果如图 21 所示。

$$DIV(n) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^m (L_k(n) - \text{avg}(L_k(n)))^2}{m - 1}} \quad (4)$$

式中 $L_k(n)$ ——第 k 个蚂蚁在第 n 次迭代所经过的路径长度

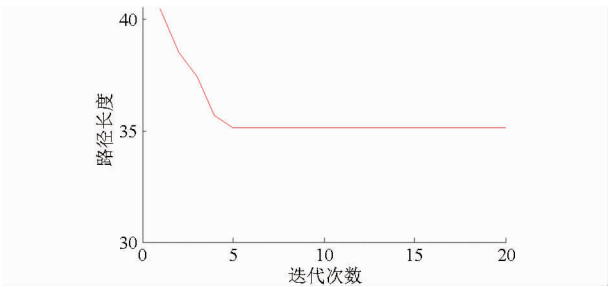


图 20 算法收敛曲线(环境 4)

Fig. 20 Convergence curve of the algorithm (forth environment)

$\text{avg}(L_k(n))$ ——第 n 次迭代所有蚂蚁所经过的路径的平均长度

$DIV(n)$ 为解的多样性函数,表征了蚂蚁个体所搜索路径的差异性及搜索全局最优解的能力。

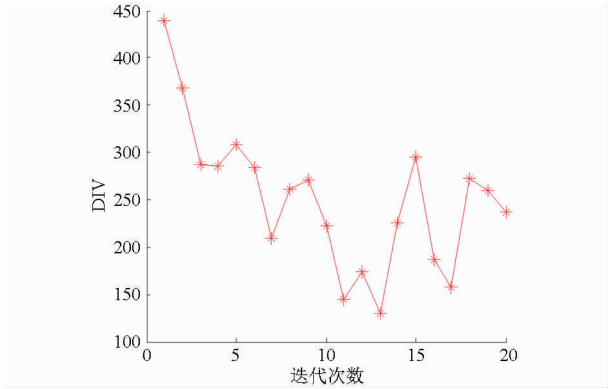


图 21 解的多样性曲线

Fig. 21 Diversity of solution curve

由图 21 可见,在蚁群搜索最优路径的过程中,解的多样性比较好,具有不断获得最优解的能力,避免了系统陷入局部最优。

3.7 逃逸人工势场法局部最优仿真

如图 22 所示,起始点栅格 $S = 381$ (左下角)和目标点栅格 $E = 20$ (右上角),当机器人在虚拟的人工势场中所受合力为零时,陷入局部最优(粗线 A 处);而势场蚁群算法将环境栅格化,降低了机器人所受合力为零的几率,且增大其合力方向的信息素

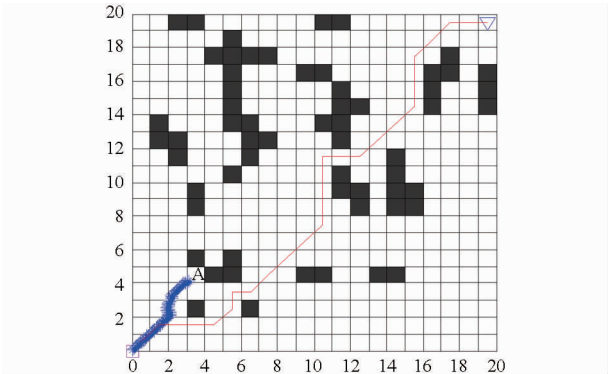


图 22 逃逸局部最优仿真结果

Fig. 22 Ability of escaping from local minimized point

浓度,把力的方向因素转换为信息素因素,间接提高了对障碍物预避障能力(如A区域的搜索),避免了系统局部最优情况的发生(细线),以文献[30]规定的路径约束条件搜索到全局最优路径(31.5563)。

4 结论

(1) 常规蚁群算法需要解决的是在“搜索”和“利用”之间的矛盾,信息素更新利用的是整体信息素,本文基于势场法蚁群算法采用常规蚁群信息素为信息源,以势场引力和斥力的合力方向为信息素扩散方向,构建局部扩散信息素,充分地“合理利用”局部信息素,使蚁群特别是初始阶段的搜索侧重于具有高适应值的子空间的“有目的性搜索”,即“有倾向性搜索”的新路径,从而达到“搜索”与“利用”的兼顾。

(2) 常规蚁群算法中启发因子 α 、期望启发因子 β 和信息挥发因子 ρ 等参数的组合形式对机器人路径规划的质量和效率影响较大,本文基于势场法的蚁群算法降低对这些参数的依赖性,降低了这些参数的耦合强度。

(3) 局部扩散信息素具有较好的平滑性,进一步增强了蚂蚁个体间的协作能力,减少了局部交叉路径,降低了“迷失”蚂蚁数量,从而使蚁群算法以更快的速度收敛到全局最优,同时也兼顾了解的多样性,算法具有不断获得新的最优解的能力,克服了人工势场法易陷入局部最优的缺陷。

(4) 相比较于其它改进算法(文献[30-31]),本文提出的基于势场法的蚁群算法具有更快的收敛速度和寻优能力。

参 考 文 献

- 1 Zhou Zhiping, Nie Yunfeng, Gao Min. Enhanced ant colony optimization algorithm for global path planning of mobile robots[C]//2013 5th International Conference on Computational and Information Sciences, 2013: 698-701.
- 2 Chi Tsun Cheng, Kia Fallahi, Henry Leung, et al. An AUVs path planner using genetic algorithms with a deterministic crossover operator[C]//2010 International Conference on Robotics and Automation(2010ICRA), 2010: 2995-3000.
- 3 叶兆莉,袁明新,程帅,等. 移动机器人的一种烟花爆炸式新免疫规划算法[J]. 计算机仿真, 2013, 30(3): 323-326, 375.
Ye Zhaoli, Yuan Mingxin, Cheng Shuai, et al. New fireworks explosive immune planning algorithm for mobile robots[J]. Computer Simulation, 2013, 30(3): 323-326, 375. (in Chinese)
- 4 徐晓晴,朱庆保. 动态环境下基于多人工鱼群算法和避碰规则库的机器人路径规划[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1694-1700.
Xu Xiaqing, Zhu Qingbao. Multi-artificial fish-swarm algorithm and a rule library based dynamic collision avoidance algorithm for robot path planning in a dynamic environment[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(8): 1694-1700. (in Chinese)
- 5 姚正华,任子晖,陈艳娜. 基于分段自适应鱼群算法的煤矿救援机器人路径规划[J]. 矿山机械, 2014, 42(6): 107-111.
Yao Zhenghua, Ren Zihui, Chen Yanna. Path planning for colliery rescue robot based on segmented adaptive artificial fish swarm algorithm[J]. Mining and Processing Equipment, 2014, 42(6): 107-111. (in Chinese)
- 6 徐翔,梁瑞仕,杨会志. 基于改进遗传算法的智能体路径规划仿真[J]. 计算机仿真, 2014, 31(6): 357-361.
Xu Xiang, Liang Ruishi, Yang Huizhi. Path planning for agent based on improved genetic algorithm[J]. Computer Simulation, 2014, 31(6): 357-361. (in Chinese)
- 7 Manikas T W, Ashenayi K, Wainwright R L. Genetic algorithms for autonomous robot navigation[J]. IEEE Instrumentation and Measurement Magazine, 2007, 10(6): 26-31.
- 8 Alvarez A, Caiti A, Onken R. Evolutionary path planning for autonomous underwater vehicles in a variable ocean[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(2): 418-429.
- 9 Cobano J A, Conde R, Alejo D, et al. Path planning based on genetic algorithms and the Monte-Carlo method to avoid aerial vehicle collisions under uncertainties[C]//2011 International Conference on Robotics and Automation, 2011: 4429-4434.
- 10 孙波,陈卫东,席裕庚. 基于粒子群优化算法的移动机器人全局路径规划[J]. 控制与决策, 2005, 20(9): 1052-1055, 1060.
Sun Bo, Chen Weidong, Xi Yugeng. Particle swarm optimization based global path planning for mobile robots[J]. Control and Decision, 2005, 20(9): 1052-1055, 1060. (in Chinese)
- 11 张万绪,张向兰,李莹. 基于改进粒子群算法的智能机器人路径规划[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 510-513.
Zhang Wanxu, Zhang Xianglan, Li Ying. Path planning for intelligent robots based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(2): 510-513. (in Chinese)
- 12 刘彬,陈特放,张仁津. 动态和未知环境中基于改进粒子群优化的路径规划[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(6): 1673-1676.
Liu Bin, Chen Tefang, Zhang Renjin. Path planning based on improved particle swarm optimization in dynamic and uncertain environment[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(6): 1673-1676. (in Chinese)
- 13 Ioannidis K, Sirakoulis G Ch, Andreadis I. Cellular ants: a method to create collision free trajectories for a cooperative robot team[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2011, 59(2): 113-127.
- 14 朱会杰,王新晴,张红涛,等. 一种基于监工机制的改进蚁群算法[J]. 解放军理工大学学报:自然科学版, 2014, 15(2): 165-170.
Zhu Huijie, Wang Xinqing, Zhang Hongtao, et al. New ant colony optimization algorithm based on supervisory mechanism[J].

- Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2014, 15(2): 165 – 170. (in Chinese)
- 15 柏继云, 李士勇. 基于 agent 的蚁群觅食行为建模及在机器人路径规划问题中的应用[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1): 47 – 54.
- Bai Jiyun, Li Shiyong. Modeling of ant colony foraging behavior based on agent and application of model in robotic path planning [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(1): 47 – 54. (in Chinese)
- 16 潘杰, 王雪松, 程玉虎. 基于改进蚁群算法的移动机器人路径规划[J]. 中国矿业大学学报, 2012, 41(1): 108 – 113.
- Pan Jie, Wang Xuesong, Cheng Yuhu. Improved ant colony algorithm for mobile robot path planning [J]. Journal of China University of Mining and Technology, 2012, 41(1): 108 – 113. (in Chinese)
- 17 赵娟平, 高宪文, 符秀辉. 改进蚁群优化算法求解移动机器人路径规划问题[J]. 南京理工大学学报, 2011, 35(5): 637 – 641.
- Zhao Juanping, Gao Xianwen, Fu Xiuhui. Improved ant colony optimization algorithm for solving path planning problem of mobile robot [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2011, 35(5): 637 – 641. (in Chinese)
- 18 朱庆保, 张玉兰. 基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人, 2005, 27(2): 132 – 136.
- Zhu Qingbao, Zhang Yulan. An ant colony algorithm based on grid method for mobile robot path planning [J]. Robot, 2005, 27(2): 132 – 136. (in Chinese)
- 19 Chandra Mohan B, Baskaran R. A survey: ant colony optimization based recent research and implementation on several engineering domain [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(4): 4618 – 4627. (in Chinese)
- 20 段海滨. 蚁群算法原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 100.
- 21 王沛栋, 冯祖洪, 黄新. 一种改进的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人, 2008, 30(6): 554 – 560.
- Wang Peidong, Feng Zuhong, Huang Xin. An improved ant algorithm for mobile robot path planning [J]. Robot, 2008, 30(6): 554 – 560. (in Chinese)
- 22 康冰, 王曦辉, 刘富. 基于改进蚁群算法的搜索机器人路径规划[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2014, 44(4): 1063 – 1068.
- Kang Bing, Wang Xihui, Liu Fu. Path planning of searching robot based on improved and ant colony algorithm [J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2014, 44(4): 1063 – 1068. (in Chinese)
- 23 孙纯哲, 林巨广, 楼赣菲, 等. 凹形障碍全局路径规划的双蚁群完全交叉算法[J]. 农业机械学报, 2008, 39(7): 149 – 153.
- Sun Chunzhe, Lin Juguang, Lou Ganfei, et al. An double ant colony algorithm in concave obstacle environment for global path planning [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(7): 149 – 153. (in Chinese)
- 24 Bullnheimer B, Hartl R F, Strauss C. A new rank-based version of the ant system—a computational study [R]. Technical Report POM-03/97, Institute of Management Science, University of Vienna Central European Journal for Operations Research and Economics, 1997.
- 25 Stutzle T, Hoos H. Improvements on the ant system: introducing MAX-MIN ant system [C] // Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms, New York: Springer-verlag Wien, 1997: 245 – 249.
- 26 Shuang Bei, Chen Jiapin, Li Zhenbo. Study on hybrid PS-ACO algorithm [J]. Applied Intelligence, 2011, 34(1): 64 – 73.
- 27 张超, 李擎, 陈鹏, 等. 一种基于粒子群参数优化的改进蚁群算法及其应用[J]. 北京科技大学学报, 2013, 35(7): 956 – 960.
- Zhang Chao, Li Qing, Chen Peng, et al. Improved ant colony algorithm-based path planning for mobile robot [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2013, 35(7): 956 – 960. (in Chinese)
- 28 刘朝华, 张英杰, 章兢, 等. 蚁群算法与免疫算法的融合及其在 TSP 中的应用[J]. 控制与决策, 2010, 25(5): 695 – 700, 705.
- Liu Zhaohua, Zhang Yingjie, Zhang Jing, et al. Using combination of ant algorithm an immune algorithm to solve TSP [J]. Control and Decision, 2010, 25(5): 695 – 700, 705. (in Chinese)
- 29 姬伟, 程风仪, 赵德安, 等. 基于改进人工势场的苹果采摘机器人机械手避障方法[J]. 农业机械学报, 2013, 44(11): 254 – 259.
- Ji Wei, Cheng Fengyi, Zhao Dean, et al. Obstacle avoidance method of apple harvesting robot manipulator [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(11): 254 – 259. (in Chinese)
- 30 罗德林, 吴顺祥. 基于势场蚁群算法的机器人路径规划[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(6): 1277 – 1280.
- Luo Delin, Wu Shunxiang. Ant colony optimization with potential field heuristic for robot path planning [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1277 – 1280. (in Chinese)
- 31 刘亮. 基于势场蚁群算法的移动机器人路径规划研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2013.
- 32 Syed Hassan, Jungwon Yoon. Virtual maintenance system with a two-staged ant colony optimization algorithm [C] // International Conference on Robotics and Automation, 2011: 931 – 936.
- 33 李士勇, 陈永强, 李研. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- 34 Jose B Escario, Juan F Jimenez, Jose M Giron-Sierra. Ant colony extended: experiments on the traveling salesman problem [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42: 390 – 410.
- 35 Erin B, Abiyev R, Ibrahim D. Teaching robot navigation in the presence of obstacles using a computer simulation program [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2010, 2(2): 565 – 571.
- 36 史恩秀, 陈敏敏, 李俊, 等. 基于蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 53 – 57.
- Shi Enxiu, Chen Minmin, Li Jun, et al. Research on method of global path-planning for mobile robot based on ant-colony algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 53 – 57. (in Chinese)
- 37 Deng Xiangyang, Zhang Limin, Luo Lan. An improved ant colony optimization applied in robot path planning problem [J]. Journal of Computers, 2013, 8(3): 585 – 593.