

基于蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法研究*

史恩秀 陈敏敏 李俊 黄玉美
(西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 西安 710048)

摘要: 依据蚁群算法的特点,对移动机器人的全局路径规划方法进行了研究。采用栅格法描述移动机器人的环境信息,仿真分析了蚁群算法的主要参数如蚁群数量 m 、启发因子 α 、期望启发因子 β 和信息素挥发系数 ρ 等对规划路径的长度和路径规划效率的影响。研究表明,当算法的参数匹配时,获得的规划路径不仅长度短,且路径规划效率高。通过仿真找到了最佳匹配参数组。基于仿真结果,对工作在不同环境下的移动机器人进行了全局路径规划仿真实验,研究结果验证了蚁群算法最佳匹配参数组的准确性。

关键词: 移动机器人 蚁群算法 路径规划 参数匹配
中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)06-0053-05

引言

移动机器人 (Mobile robot, MR) 的路径规划是移动机器人研究的重要分支之一,是对其进行控制的基础。根据环境信息的已知程度不同,路径规划分为基于环境信息已知的全局路径规划和基于环境信息未知或局部已知的局部路径规划。目前,常用的移动机器人全局路径规划方法很多,如栅格法和人工势场法^[1-2]。对于栅格法,当空间增大时,所需存储空间剧增,决策速度下降;而人工势场法容易产生局部最优解问题和死锁现象。随着智能控制技术的发展,出现了如 A* 算法^[3]、遗传算法^[4]、蚁群算法^[5-6]、人工鱼群算法^[7]、粒子群算法^[8] 和免疫算法^[9] 等。

蚁群算法是一种启发式搜索算法,具有较强的鲁棒性、优良的分布式计算、易于与其他算法结合等优点^[10]。本文采用蚁群算法对移动机器人进行路径规划方法研究。重点对蚁群算法中的主要参数:蚁群数量 m 、启发因子 α 、期望启发因子 β 和信息素挥发系数 ρ 等对路径规划效率及规划路径的影响进行仿真分析。

1 蚁群算法描述

1.1 算法基本原理

蚂蚁在寻找最优路径的过程中,是经过蚁群的共同行为寻找到最优路径。在寻找最优路径的过程中,蚂蚁会在其经过的路径上留下信息素,之后的蚂

蚁会根据这些信息素的强弱选择路径。当走到一未曾经过的路口时,会随机选择并释放信息素,信息素的多少与路径长短呈反比^[11]。随着时间的推移,较短路径上的信息素将会不断增加,而其他较长的路径上的信息素则会慢慢的变少或消失,最终蚁群会寻找到一条适合的最优路径^[12]。图 1 为蚁群的搜索原理。

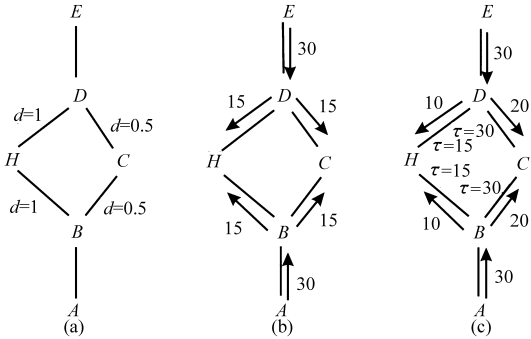


图 1 蚂蚁觅食模拟原理图
Fig.1 Ants foraging simulation
(a) 信息素设置 (b) $T=0$ 时刻蚁群数目
(c) $T=1$ 时刻蚁群数目

图 1 中,设蚁穴是点 A,食物源是点 E,障碍物为 BCDH。在蚁穴到食物源中间有障碍物存在时,蚂蚁会智能由 A 经 C 或 H 到达 E,或由 E 经 C 或 H 到达 A,BCD 为 1,BHD 为 2,如图 1a 所示。设在蚁穴 A 与食物源 E 分别有 30 只蚂蚁,蚂蚁在单位时间内留下的信息素设为 1。为方便起见,设信息素残留的时间也为 1。在初始时刻,BC、CD、BH、HD 路径上都没有信息素,而位于 A 和 E 的蚂蚁在路口

可随机选择路径。从统计学出发,蚂蚁选择 BC 、 CD 、 BH 、 HD 的概率是相同的,如图 1b 所示。蚂蚁经过了一个单位时间后,路径 BCD 上的信息素增加,路径 BHD 上的信息素减少。如图 1c 所示,有 20 只蚂蚁由 B 、 C 和 D 点到达 E 。随着时间越长,蚂蚁选择路径 BCD 的概率将会越来越大,最后将会完全选择路径 BCD ,从而找到蚁穴与食物源间的最短路径。

1.2 环境建模

首先建立移动机器人工作环境。设移动机器人的工作空间为二维空间(记为 RS),工作环境中的障碍物即为机床。在机器人运动过程中,障碍物为静止且大小不发生变化。按栅格法划分 RS ,移动机器人在栅格间行走。无障碍物的栅格为可行栅格,有障碍物的栅格为不可行栅格。栅格集包含所有栅格。栅格标识有:直角坐标法和序号法。本文采用序号标识法。

在移动机器人工作空间下按从左到右,从上到下的顺序,依次标记为序号 $1, 2, 3, \dots, n$, 每一个序号代表一个栅格。为了避免移动机器人与障碍物发生碰撞,可以将障碍物膨胀,障碍物在占原有栅格的同时,再占多个栅格,按一个栅格算。这种划分方法简单实用,能够满足环境模型与真实情况相符。从而使移动机器人在路径规划时畅通无阻。令 $S = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ 为栅格序号集。根据上述对应关系,可知 $g(0, 0)$ 的序号为 1 , $g(1, 0)$ 序号为 2 , 直至 $g(X, Y)$ 的序号为 n 。规划起始位置、目标位置均为任意且都属于 S (但不在同一栅格内)。

1.3 算法执行步骤

算法的执行流程如图 2 所示。

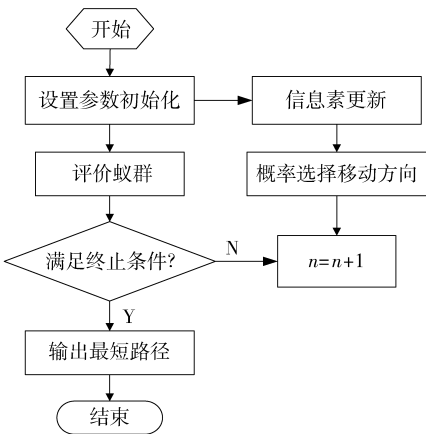


图 2 蚁群算法流程图

Fig. 2 Ant colony algorithm flow chart

步骤如下:

(1) 初始化:移动机器人的栅格式环境信息用 0 和 1 组成的矩阵表示, 0 表示可通过栅格, 1 表示

为障碍物占用栅格。初始化可选路径节点 $D = \{0, 1, \dots, n - 1\}$; 设置蚂蚁数目 m 、信息启发因子 α 、期望启发因子 β 、信息素挥发系数 ρ ; 迭代次数 N_c 。禁忌表 B_k (蚂蚁 k 当前所走过的栅格点) 初始化为 $\emptyset$, 其中, $k = 1, 2, \dots, m$ 。选择起始点 S 和目标点 E 的栅格号, 并将蚁群放在起始点 S 。

(2) 蚂蚁个体根据状态从栅格 i 转移到邻接栅格 j 的转移概率为

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

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

$$C = D - B_k \quad (3)$$

式中 d_{ij} ——移动机器人所在位置栅格 i 距栅格 j 的距离

η_{ij} ——移动机器人从 i 转移到 j 的启发程度

τ_{ij} ——移动机器人从 i 转移到 j 的信息素, 即轨迹强度^[12]

(3) 修改 B_k : 蚂蚁 k 每转移一次, 将节点 j 加入禁忌表 B_k 。

(4) 重复步骤(2)~(3), 直至所有未退出循环的蚂蚁达到终止点, 计算达到终止点的每只蚂蚁的路径长度并保存。

(5) 更新信息素 τ_{ij} 为

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

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

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

式中 Q ——信息强度素, 它在一定程度上影响算法的收敛速度

L_k ——蚂蚁 k 在本次循环过程中所走的路径总长度

(6) 选择本次循环中的最优路径并保存, 输出最优路径, 否则重复步骤(4)~(5)。

2 蚁群算法仿真参数选取

蚁群算法中的最优参数配置方法至今尚无严格的理论依据^[6]。研究 α 、 β 、 ρ 、 m 、 Q 等参数的最佳配置对蚁群算法在实际问题中的应用至关重要。然而, 参数的设置还主要依赖于仿真实验的统计数据 and 经验值, 对如图 3 所示的两种环境下的路径规划进行研究, 其中阴影代表障碍物栅格。

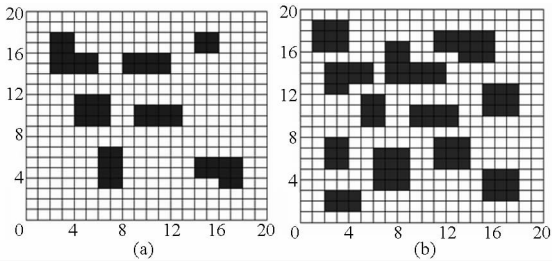


图 3 两种路径规划环境

Fig. 3 Two path planning environment

(a) 环境 1 (b) 环境 2

2.1 蚂蚁数目

蚁群算法中,蚂蚁数目越多,越能提高路径的全局搜索能力和算法的稳定性。但在实际应用中,蚂蚁数量增大,收敛速度变慢,影响被搜索过路径上的有关信息量,使其变化趋向于平均,减弱了信息正反馈作用^[13]。反之,蚂蚁数目减少,尤其处理规模较大的问题时,会使那些没被搜到的路径上的相关信息量变小,甚至接近零,加快了收敛速度,但路径全局搜索的随机性减弱,降低了算法的全局性,稳定性也变差^[7]。本文设置 $\alpha = 1, \beta = 5, \rho = 0.5, Q = 100$, 分别选择蚂蚁数目 m 为 10、30、50、80、100、150 和 200 进行仿真。

由图 4 可见,对于环境 1,当蚂蚁数量为 80 时,最优路径长度与收敛迭代次数均为最小值;对于环境 2,当蚂蚁数量为 50 时,最优路径长度与收敛迭代次数均为最小值。并由图可知,蚂蚁数目 m 对迭代次数的影响基本是按规律变化的,增大 m ,可提高蚁群算法的稳定性,但当 m 增大到一定程度后,会使算法收敛速度减慢,信息量变化趋于平均。

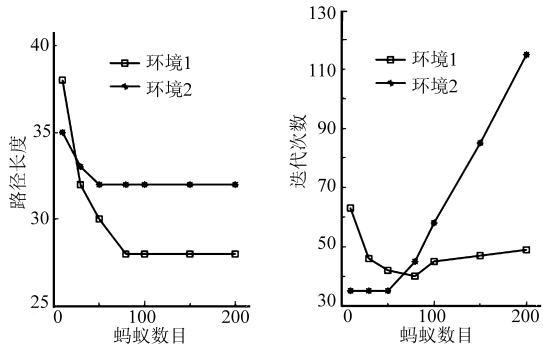


图 4 蚂蚁数目 m 对算法性能的影响曲线

Fig. 4 Effect of ant number m on algorithm performance

2.2 信息挥发素系数

在蚁群算法中,蚂蚁拥有记忆功能,但随着时间的渐进,存留的信息会逐渐消失。信息素挥发系数 ρ 直接关系到蚁群算法全局的搜索能力及算法的收敛速度^[14]。当 ρ 太大,再次选择已经搜索过的路径可能性会大大增加,使一些从未被搜索到的路径上

的信息素较小或接近于零,影响了算法的全局搜索能力;反之, ρ 较小,可提高算法的随机性能和全局搜索能力,但会使算法的收敛速度降低。仿真实验时, $m = 100, \alpha = 1, \beta = 5, Q = 100$, 分别选择信息素挥发系数 $\rho = 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.7$ 和 0.9 , 仿真结果如图 5 所示。由图 5 可知,对环境 1,当信息素挥发系数 $\rho = 0.7$ 时,对环境 2,当信息素挥发系数 $\rho = 0.5$ 时,最优路径长度分别为最小值,收敛的迭代次数也分别为最小值。

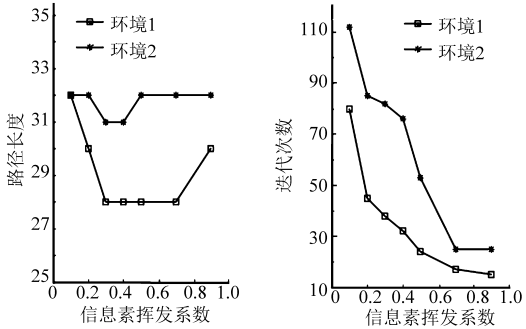


图 5 信息素挥发系数 ρ 对算法性能的影响曲线

Fig. 5 Effect of pheromone evaporation coefficient ρ on algorithm performance

2.3 启发式因子与期望启发式因子

启发式因子 α 高,意味着信息素轨迹量非常重要,蚂蚁就会倾向选取其他蚂蚁所经过的路径。若期望启发因子 β 也高,则尽管一条路径上的相关信息素的量很多,而蚂蚁还是会以很大的几率选择更近的路径点。如果 $\alpha = 0$,选择最近路径点的可能性比较大。相反 $\beta = 0$,只是信息素在起作用,将导致过早的收敛,并因此产生局部较优而不是全局最优的路径。仿真时,取信息启发因子 $\alpha = 1$,观察期望启发因子 β 对算法性能的影响,仿真结果如图 6 所示。

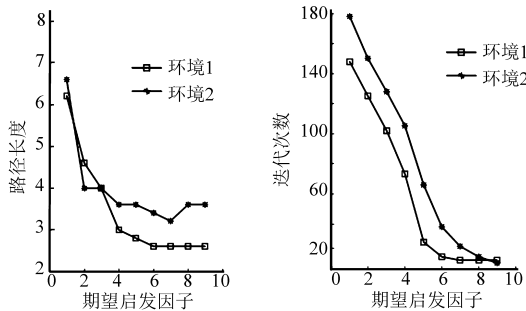


图 6 期望启发因子 β 对算法性能的影响曲线

Fig. 6 Effect of β on algorithm performance

由图 6 可以看出, α 不变,期望启发因子 β 逐渐增大时,最优路径的长度逐渐变小,收敛的迭代次数也逐渐变小,但考虑到 β 过大时蚂蚁可能会在某个局部点上选择最短路径,因此选取 $\beta = 7$,再观察信息启发因子 α 对算法性能的影响。仿真结果如图 7

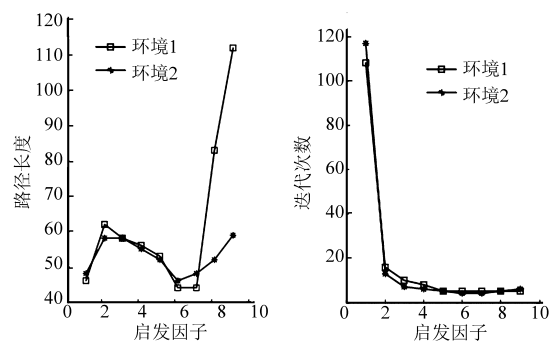


图7 启发因子 α 对算法性能的影响曲线

Fig.7 Effect of α on algorithm performance

所示。

由图7可以看出,当信息启发因子 α 逐渐增大时,蚂蚁很难找到最优路径,因此取最优组合为 $\alpha = 1, \beta = 7$ 。

3 基于蚁群算法路径规划仿真分析

为了研究算法的有效性,本文设计并实现了移动机器人的路径规划仿真实验系统。采用蚁群算法对移动机器人进行全局路径规划,并在 Matlab 软件平台下进行了仿真实验研究。仿真时,环境信息的起始点栅格位置序号为1,目标点栅格位置序号为400。基于上述分析,设置蚁群算法中的参数:蚂蚁数目 $m = 80$,迭代次数 $N_c = 100$,启发因子 $\alpha = 1$,期望启发因子 $\beta = 7$,环境1: $\rho = 0.7$;环境2: $\rho = 0.5$ 。仿真设置两种不同的环境模型,结果如图8和9所示。由图8知,移动机器人能寻找到一条从起点出发避开障碍物的全局最优路径,此路径为该环境下所能找到的最短路径。由图9可知,基于蚁群算法的移动机器人路径搜索模型在整体上呈收敛趋势,

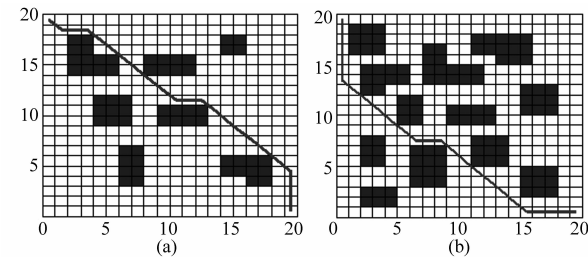


图8 最优路径

Fig.8 The optimal trajectory

(a) 环境1 (b) 环境2

在搜索之初出现了一定的波动,但随着波动的变化,搜索的路径越来越短。在搜索中后期,随机搜索的数量减少,最优路径趋于平缓。由于信息素浓度的正反馈机制,使所搜索的路径分别在第28次与32次迭代时收敛到最短路径。

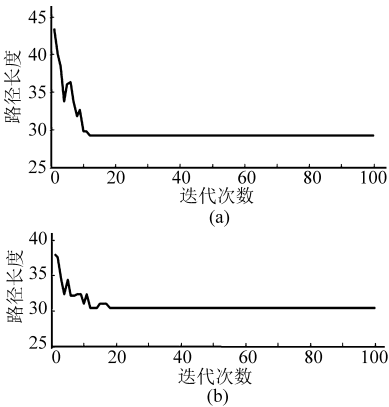


图9 收敛曲线

Fig.9 Convergence curves

(a) 环境1 (b) 环境2

4 结论

(1) 对基于蚁群算法的路径规划方法进行了研究。采用栅格法对移动机器人的工作环境信息进行描述,针对蚁群算法中的主要参数蚁群数量 m 、启发因子 α 、期望启发因子 β 、信息素挥发系数 ρ 等对路径规划效率的影响进行了仿真实验分析。

(2) 蚂蚁数目 m 对迭代次数 N_c 的影响基本是按规律变化的,增大 m ,可提高蚁群算法的稳定性,但当 m 增大到一定程度后,会使算法收敛速度减慢,信息量变化趋于平均。

(3) 信息素挥发系数 ρ 太大,再次选择已经搜索过的路径可能性会大大增加,使一些从未被搜索到的路径上的信息素较小或接近于零,影响了算法的全局搜索能力;反之, ρ 较小,可提高算法的随机性能和全局搜索能力,但会使算法的收敛速度降低。

(4) 期望启发因子 β 逐渐增大时,最优路径的长度逐渐变小,收敛的迭代次数也逐渐变小。

(5) 信息启发因子 α 太大,蚂蚁很难找到最优路径。

参 考 文 献

1 李擎,王丽君,陈博,等.一种基于遗传算法参数优化的改进人工势场法[J].北京科技大学学报,2012,34(2):202-206.
Li Qing,Wang Lijun,Chen Bo,et al. An improved artificial potential field method with parameters optimization based on genetic algorithms[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing,2012,34(2):202-206. (in Chinese)
2 连晓峰,刘载文,左敏. 移动机器人动态人工势场路径规划方法研究[J]. 计算机仿真, 2011,28(1):27-31.
Lian Xiaofeng,Liu Zaiwen,Zuo Min. Research on dynamic fuzzy artificial potential field method for mobile robot path plannling[J]. Computer Simulation,2011,28(1):27-31. (in Chinese)
3 王殿君. 基于改进 A* 算法的室内移动机器人路径规划[J]. 清华大学学报:自然科学版,2012,52(8):1085-1089.

- Wang Dianjun. Indoor mobile-robot path planning based on an improved A* algorithm[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2012,52(8):1085–1089. (in Chinese)
- 4 石铁峰. 改进遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 计算机仿真, 2011, 28(4):193–195, 303.
Shi Tiefeng. Research on path planning for mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Computer Simulation, 2011, 28(4):193–195, 303. (in Chinese)
- 5 张银玲, 牛小梅. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(6):231–234.
Zhang Yinling, Niu Xiaomei. Simulation research on mobile robot path planning based on ant colony optimization[J]. Computer Simulation, 2011, 28(6):231–234. (in Chinese)
- 6 叶志伟, 郑肇葆. 蚁群算法中参数 α, β, ρ 设置的研究—以 TSP 为例[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2004, 28(7):597–601.
Ye Zhiwei, Zheng Zhaobao. Configuration of parameters α, β, ρ in ant algorithm[J]. Journal of Wuhan University: Geomatics and Information Science, 2004, 28(7):597–601. (in Chinese)
- 7 周利坤, 刘宏昭. 自适应人工鱼群算法在清罐移动机器人路径规划中的应用[J]. 机械科学与技术, 2012, 31(7):1085–1089.
Zhou Likun, Liu Hongzhao. An adaptive artificial fish school algorithm for path planning of mobile tank-clearing robot[J]. Mechanical Science and Technology, 2012, 31(7):1085–1089. (in Chinese)
- 8 李擎, 徐银梅, 张德政, 等. 基于粒子群算法的移动机器人全局路径规划策略[J]. 北京科技大学学报, 2010, 32(3):397–402.
Li Qing, Xu Yinmei, Zhang Dezheng, et al. Global path planning method for mobile robots based on the particle swarm algorithm[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2010, 32(3):397–402. (in Chinese)
- 9 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)
- 10 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.
- 11 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)
- 12 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.
- 13 Ardiyanto I, Miura J. Real-time navigation using randomized kino dynamic planning with arrival time field[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(12):1579–1591.
- 14 叶伟垚, 王春香, 杨明, 等. 基于虚拟障碍物的移动机器人路径规划方法[J]. 机器人, 2011, 33(3):274–286.
Ye Weiyao, Wang Chunxiang, Yang Ming, et al. Virtual obstacles based path planning for mobile robots[J]. Robot, 2011, 33(3):274–286. (in Chinese)
- 15 Braden E Stenning, Timothy D Barfoot. Path planning with variable-fidelity terrain assessment [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(9):1135–1148.
- 16 Volos Ch K, Kyprianidis I M, Stouboulos I N. A chaotic path planning generator for autonomous mobile robots[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2012, 60(4):651–656.
- 17 Koutsounikolas Dimitrios, Dasa S M, Hu C Y. Path planning of mobile landmarks for localization in wireless sensor networks[J]. Computer Communications, 2007, 30(13):2577–2592.

Research on Method of Global Path-planning for Mobile Robot Based on Ant-colony Algorithm

Shi Enxiu Chen Minmin Li Jun Huang Yumei

(School of Mechanical and Instrumental, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: The global path-planning method for MR is studied based on the characteristics of ant colony algorithm. The environment information of a plane on which mobile robot (MR) works is expressed by the grid method. The main parameters used by ant colony algorithm, such as the number of ant m , arouse factor α , expected arouse factor β and information element hangover coefficients ρ , which affect the result of path planned, including the length of the path planned and the efficiency planning path, are simulated. It is found from the simulation result that the better global path can be gotten. The length of the path planned is shorter and the efficiency of planning path is higher when the parameters m , α , β and ρ are matched better. Based on the results of above simulation, the path is planned for MR, which works on two different work-plane using ant colony algorithm with the best matching parameters obtained from the simulation. The accuracy of theoretical research is verified by the global path planned for MR working under the different work-plane.

Key words: Mobile robot Ant-colony algorithm Work path planning Matching parameters