文章编号：1000-8608(2019)03-0316-07

基于势场蚁群算法的机器人全局路径规划

陈余庆*， 李桐训， 于双和， 沈智鹏

（大连海事大学 船舶电气工程学院，辽宁 大连 116026）

摘要： 研究了智能移动机器人的全局路径规划算法改进问题.结合蚁群算法的全局性与人工势场的确定性优势，提出一种势场蚁群算法.即在基本蚁群算法迭代初期，通过人工势场法影响蚂蚁的信息素量，从而提升寻找最优路径的效率.基于栅格模型，设计了算法的执行步骤.此外，分析了不同的信息素启发因子和信息素挥发系数对算法路径长度、迭代次数和收敛速度的影响.最后仿真验证了该算法优于基本蚁群算法，也得出了信息素启发因子参数选择的合理范围.

关键词： 基本蚁群算法；人工势场；路径规划；势场蚁群算法；信息素启发因子；信息素挥发系数

中图分类号： TP242 **文献标识码：** A **doi：** 10.7511/dllgxb201903014

0 引 言

移动机器人是一类可通过传感器感知环境，并在障碍环境中向指定目标运动，最终完成导航功能的智能系统[1-2].其中，避障算法的实时性和有效性极大地影响着移动机器人的导航效率.近年来，国内外学者在机器人路径规划方面进行了广泛的研究，常用的方法有人工势场法[3]、栅格法[4]、智能仿生法和行为分解法[5]等.其中栅格法包括 Dijkstra 算法[6]、贪心算法[7]、A* 算法[8]和随机采样规划法[9].智能仿生法主要包括人工神经网络[10]、遗传算法[11]、模糊逻辑、进化计算[12]、蚁群算法[13]和萤火虫算法[14]等.

栅格法主要应用于全局路径规划，它将机器人周围空间分解为相互连接且不重叠的空间单元.栅格法最直观的优点是建模容易，但它对栅格的大小难以取舍.Dijkstra 算法是典型的单源最优路径算法，以起点为出发点，通过选择周围邻域节点进行层层扩散，直到到达终点.其优点是确保搜索的路径全局最短，缺点是搜索的时间损耗较大.贪心算法则在起点向外扩散时，选取趋向终点附近的位置.贪心算法提高了搜索效率，但不能确定是全局最优路径.A* 算法采用了一种典型的启发性搜索函数，通过实际代价和评估代价，逐步得到规划路径，具有高效性，但该算法若评估代价不准确时，依然只能得到局部最优路径.

人工神经网络主要模拟动物神经网络行为，进行分布式并行信息处理.其特点是对复杂多变的环境描述较简单，学习能力强，但泛化能力相对较差.遗传算法是一种模拟达尔文遗传选择和自然淘汰的计算方法，其整体搜索策略和优化不参考梯度信息，可直接获得问题的最优解，但运算速度较慢，且占用大量空间.模糊逻辑在不确定数学公式时表现良好，但总结模糊规则比较困难，且当输入量增多时，模糊规则表会急剧扩大.

蚁群算法是由意大利学者 Dorigo 提出的一种仿生进化算法.该算法在并行运行环境下可同步寻优，算法的寻优性能较好，但该算法计算量非常大，搜索时间较长.

本文在基本蚁群算法的基础上，建立势场蚁群算法，使代数较低的蚂蚁在寻径过程中附加人工势场法的引力与斥力，进而构建信息素增量.因此蚂蚁个体在求解全局信息素量和寻找最优路径

收稿日期： 2019-01-28； **修回日期：** 2019-03-20.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目(61203082)；辽宁省自然科学基金资助项目(20180520036)；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(3132016311).
作者简介： 陈余庆*(1979-)，男，博士，E-mail：cyqb@163.com；李桐训(1992-)，男，硕士生，E-mail：2013959738@qq.com.

时，增加相应的引力和斥力来改变信息素大小. 设计算法执行步骤框图. 通过选择不同的信息素启发因子和信息素挥发系数，合理地确定参数的取值.

1　基本蚁群算法

基本蚁群算法作为一种仿生算法，最初是为了解决旅行商问题(TSP). 路径规划属于一种连续域最小距离优化问题. 而基于栅格模型，基本蚁群算法自身的正反馈能够使得蚁群较快地获得优化路径，因此该算法在路径规划领域具有广泛的应用前景.

1.1　栅格法环境建模

解决全局路径规划问题，首先要建立环境地图模型，本文用栅格法表示环境地图. 蚂蚁对栅格的访问，是以访问一个栅格的中心点为准. 针对复杂的栅格地图，需对栅格进行标识. 栅格标识有直角坐标系法和序号法两种，为表示直观，本文选择序号法. 对栅格地图按从左到右、从上到下的原则标识，则栅格序号集 $S=\{1,2,\cdots,E\}$. E 表示右下角的栅格序号，因此对于 M 行 N 列的栅格空间，$E=M\times N$.

1.2　基本蚁群算法设计

基本蚁群算法采用正反馈及并行机制，用于路径规划不仅能得到一个较优解，还可以表现出不错的收敛性能[15]. 为形象地表示基本蚁群算法解决路径规划问题，设 m 为蚁群中蚂蚁数目，d_{ij} 表示点 i、j 之间的距离，$\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻在 ij 连线上的信息素量，B_k 表示禁忌表(蚂蚁 k 所经历过的点). 算法开始各路径上信息素一致，即 $\tau_{ij}(0)=C$，蚂蚁在遍历栅格地图时，根据转移概率大小决定其行走方向，则第 k 只蚂蚁在 t 时刻由 i 点到 j 点的转移概率[16]为

$$p_{ij}^{k}(t)=\frac{\tau_{ij}^{\alpha}(t)\eta_{ij}^{\beta}}{\sum\limits_{s\in a_k}\tau_{is}^{\alpha}(t)\eta_{is}^{\beta}}\ ;\ j\in a_k \tag{1}$$

其中 $a_k=\{1,2,\cdots,n\}-B_k$，表示蚂蚁可选择的下一个节点；α 表示信息素启发因子，β 表示距离启发因子；η_{ij} 表示蚂蚁当前位置的邻域节点 j 与目标节点的距离启发值，因此满足表达式：

$$\eta_{ij}=\frac{1}{d_{jE}} \tag{2}$$

基本蚁群算法需迭代多次才可得出最优路径，当初代蚂蚁全部走完自己的路径(蚂蚁到达终点或蚂蚁到达无可通行点的位置)时，后代蚂蚁会利用前代蚂蚁留下的信息素遍历栅格地图. 信息素需经挥发后流向子代，信息素更新模型如下：

$$\tau_{ij}(h)=(1-\rho)\tau_{ij}(h-1)+\Delta\tau_{ij}(h-1,h) \tag{3}$$

其中

$$\Delta\tau_{ij}(h-1,h)=\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ij}^{k}(h-1,h) \tag{4}$$

$$\Delta\tau_{ij}^{k}(h-1,h)=\begin{cases}1/L_k; & \text{在第 } h \text{ 次循环经过 } ij\\ 0; & \text{其他}\end{cases} \tag{5}$$

式中：h 表示当前的迭代次数；L_k 表示蚂蚁 k 在本次循环过程中所走的路径长度.

2　势场蚁群算法

基本蚁群算法中，算法针对较复杂的环境信息极易搜寻到次优路径，为优化基本蚁群算法，本文提出势场蚁群算法，使代数较低的蚂蚁在寻径过程中被施加人工势场法的引力与斥力. 在求解信息素时，增加相应的引力、斥力作用来影响信息素，该算法具有较高的收敛性.

2.1　人工势场法

人工势场法引入广义势场概念，在系统空间中人为构造一个抽象势场. 假设移动机器人工作在一个平面内，即把移动机器人的路径规划视为其在二维空间的平面运动规划问题，其位置记为 $(x\quad y)^{\mathrm{T}}$.

在路径规划中，各障碍物与目标均产生自身的势场函数，首先需要设定这些势场函数的作用范围及幅度. 人工势场思想中，势场函数包含两部分：目标产生的引力势场和障碍物产生的斥力势场. 进而移动机器人在势场空间下逐步走向最低势能位置. 人工势场的引力势场函数[17]如下：

$$U_{\mathrm{a}}(X)=\frac{1}{2}k_{\mathrm{a}}\rho^{2}(X,X_{\mathrm{g}}) \tag{6}$$

其中 k_{a} 表示引力势场增益，X 与 X_{g} 分别表示移动机器人当前位置与终点，$\rho(X,X_{\mathrm{g}})$ 表示移动机器人与终点的欧氏距离.

引力函数为引力势场函数的负梯度，表达式如下：

$$F_{\mathrm{a}}(X)=-\mathrm{grad}(U_{\mathrm{a}}(X))=k_{\mathrm{a}}(X_{\mathrm{g}}-X) \tag{7}$$

从引力函数可以看出，移动机器人当前位置

离终点越近，引力越小，直至引力为 0，引力方向始终指向终点. 由障碍物产生的斥力势场对移动机器人是有排斥的，离障碍物越近，排斥力越强烈，势能递增. 故势能与移动机器人离障碍物的距离呈负相关. 人工势场法的斥力势场函数如下：

$$U_r(X)=\begin{cases}\frac{1}{2}k_r\left(\frac{1}{\rho(X,X_0)}-\frac{1}{\rho_0}\right)^2; & \rho(X,X_0)\leqslant\rho_0\\ 0; & \rho(X,X_0)>\rho_0\end{cases} \tag{8}$$

其中 k_r 表示斥力势场增益，$\rho(X,X_0)$ 表示移动机器人到障碍物的欧氏距离，ρ_0 表示障碍物对机器人有影响的初始距离.

斥力函数同样定义为如下负梯度函数形式：

$$F_r(X)=-\mathrm{grad}\,(U_r(X))=\begin{cases}k_r\left(\frac{1}{\rho(X,X_0)}-\frac{1}{\rho_0}\right)\frac{1}{\rho^2(X,X_0)}\times\\ \frac{\partial\rho(X,X_0)}{\partial X}; & \rho(X,X_0)\leqslant\rho_0\\ 0; & \rho(X,X_0)>\rho_0\end{cases} \tag{9}$$

因此，移动机器人当前位置离障碍物越远，斥力越小. 综上可见，移动机器人在势场空间的合力为

$$F(X)=F_a(X)+F_r(X) \tag{10}$$

2.2 改进的信息素模型

势场蚁群算法在基本蚁群算法信息素更新公式(3)基础上，改进了信息素更新算法，其形式为

$$\tau'_{ij}(h)=\begin{cases}\tau_{ij}(h)+\lambda\tau''_{ij}(h); & h\leqslant h_a\\ \tau_{ij}(h); & h>h_a\end{cases} \tag{11}$$

$$\tau_{ij}(h+1)=(1-\rho)\tau'_{ij}(h)+\Delta\tau_{ij}(h,h+1) \tag{12}$$

式中：$\tau''_{ij}(h)$ 表示人工势场法影响的信息素[18]；$\tau'_{ij}(h)$ 表示第 h 次迭代势场蚁群算法的信息素；h_a 表示人工势场法影响的信息素代数阈值；λ 表示人工势场法影响的信息素系数.

2.3 算法执行步骤

移动机器人路径规划包含了环境的栅格法建模、蚁群和势场机制参数初始化、信息素量计算和路径选择等过程. 因此，为明确表示势场蚁群算法执行过程，设计算法执行步骤如图 1 所示.

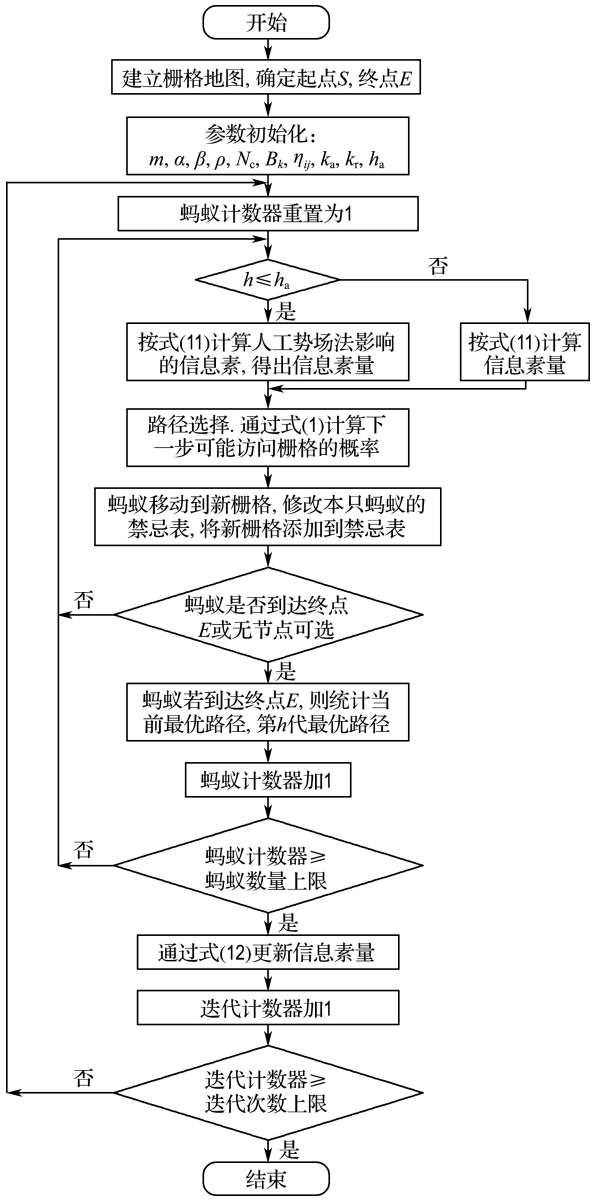

图 1 势场蚁群算法执行步骤

Fig. 1 Flow chart of potential field ant colony algorithm

步骤 1 初始化势场蚁群算法参数. 建立栅格地图信息. 白色栅格表示可行栅格，黑色栅格表示障碍栅格. 初始化蚂蚁数 m、信息素启发因子 α、距离启发因子 β、信息素挥发系数 ρ、迭代次数上限 N_c、禁忌表 $B_k(k=1,2,\cdots,m)$、距离启发值 η_{ij}、引力势场增益 k_a、斥力势场增益 k_r、人工势场法影响的信息素代数阈值 h_a，并确定起点 S 和终点 E 的栅格序号.

步骤 2 若当前代数阈值小于等于 h_a，则按式(11)计算人工势场法影响的信息素，进而得出信息素量；若当前代数阈值大于 h_a，则按式(11)计算信息素量，此时不受人工势场法影响.

步骤 3 访问下一栅格. 通过式(1)计算下一步可能访问栅格的概率，建立概率分布函数，并生成 0～1 随机实数决定蚂蚁转移的栅格 j，将访问新栅格 j 加入禁忌表 B_k.

步骤 4 如果蚂蚁到达终点，则统计当前最

优路径. 否则，如果无节点可选，则直接转下一步. 如果蚂蚁有节点可选，则转步骤 2.

步骤 5　蚂蚁计数器加 1. 如果蚂蚁数量大于等于蚂蚁数量上限 m，则转下一步；否则，转步骤 2.

步骤 6　根据式(12)更新信息素量，并使迭代次数加 1. 如果迭代次数小于迭代次数上限 N_c，蚂蚁数量置 1，转步骤 2；否则算法结束.

3　仿真实验

为验证本文算法较基本蚁群算法更优，并确定算法主要参数信息素启发因子 α 和信息素挥发系数 ρ 的取值，本文在 Matlab R2013a 平台进行仿真实验. 首先将蚂蚁起点设置于序号为 1 的栅格点，终点栅格序号为 400. $\alpha\in[1,5]$，$\beta\in[3,8]$，$\rho\in[0.3,0.9]$. 因此，各类参数可初始化为 $m=20$，$N_c=100$，$\alpha=1$，$\beta=5$，$\rho=0.3$，$\lambda=200$. 设计仿真地图如图 2 所示. 该图的最优路径为 29.87. 通过比较在不同信息素启发因子 α 与信息素挥发系数 ρ 下，势场蚁群算法与基本蚁群算法的路径长度、找到最优路径的迭代次数和所需时间来说明本文算法具有较高适应性.

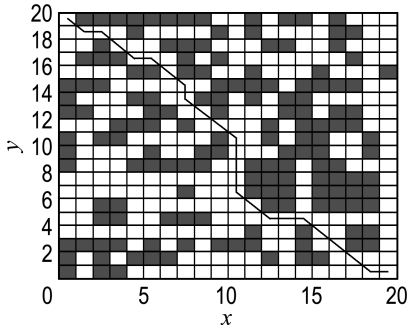

图 2　势场蚁群算法路径规划图

Fig. 2　Potential field ant colony algorithm path planning graph

3.1　信息素启发因子 α 选取

信息素启发因子反映了先代蚂蚁对现在蚂蚁遗留信息素的参考程度[19]. 信息素启发因子越小，蚁群算法的收敛速度越慢. 通过运行势场蚁群算法，参数经过迭代优化，可得到最优路径. 本文算法的路径规划结果如图 2 所示.

图 3～5 反映了信息素启发因子对最优路径长度、迭代次数和寻找最优路径时间的影响. 为提高算法验证准确性，图中给出的 3 项指标数据为取 10 次仿真验证数据的均值结果.

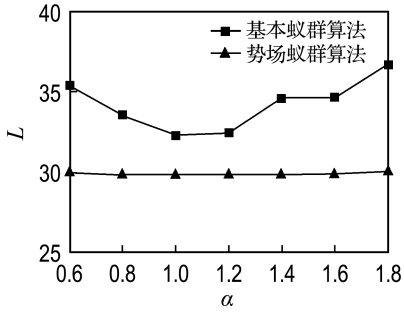

图 3　信息素启发因子 α 对应的最优路径长度

Fig. 3　The optimal path length corresponding to pheromone heuristic factor α

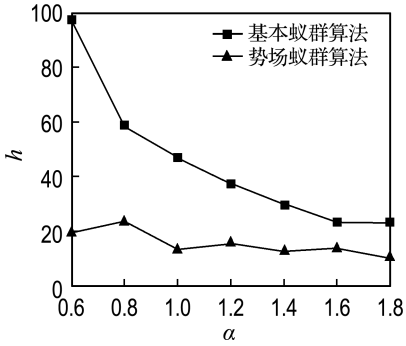

图 4　信息素启发因子 α 对应的迭代次数

Fig. 4　Number of iterations corresponding to pheromone heuristic factor α

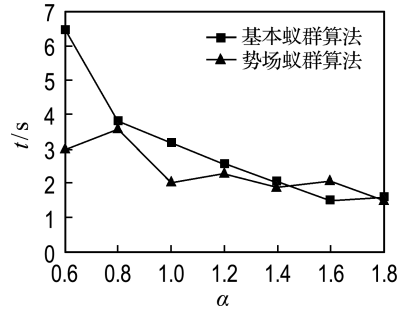

图 5　信息素启发因子 α 对应的寻找最优路径时间

Fig. 5　Time of searching for the optimal path corresponding to pheromone heuristic factor α

由图 3 可见，本文算法在 $\alpha\in[0.8,1.4]$ 时均能得到最优路径. 但基本蚁群算法仅可在 $\alpha=1$ 时达到一个局部最优路径，同时也是自身算法最优

路径. 图 3 反映了势场蚁群算法比基本蚁群算法更有能力发现最优路径. 由图 4、5 可见，α 的增大会加快算法寻找最优路径的效率，并且势场蚁群算法的迭代次数均小于基本蚁群算法. 在寻找最优路径的时间上，势场蚁群算法除在不适于 α 取值范围内，均花费较少时间.

3.2 信息素挥发系数 ρ 选取

信息素挥发系数反映了信息素的保留情况. 图 6～8 反映了信息素挥发系数对最优路径长度、迭代次数和寻找最优路径时间的影响.

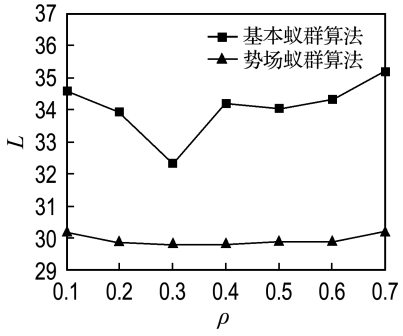

图 6 信息素挥发系数 ρ 对应的最优路径长度

Fig. 6 The optimal path length corresponding to pheromone volatilization coefficient ρ

由图 6 可见，$\rho=0.3$ 时，基本蚁群算法与势场蚁群算法均能在路径长度上达到极小值. 基本蚁群算法在 $\rho=0.3$ 时，路径长度达到算法的极小值 32.3. 在 $0.1\leqslant\rho\leqslant0.7$ 时，势场蚁群算法总能找到比基本蚁群算法更优的解. 由于两种算法在 [0.1，0.7] 内的边缘性能较差，故不讨论在此区间外信息素挥发系数取值对基本蚁群算法的冲击.

由图 7、8 可见，在一定范围内，ρ 的增大可以

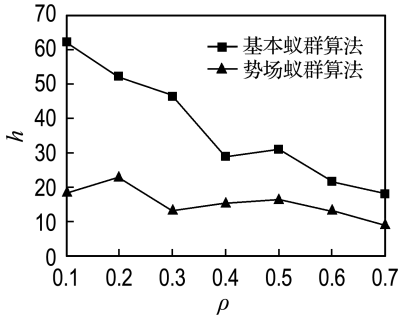

图 7 信息素挥发系数 ρ 对应的迭代次数

Fig. 7 Number of iterations corresponding to pheromone volatilization coefficient ρ

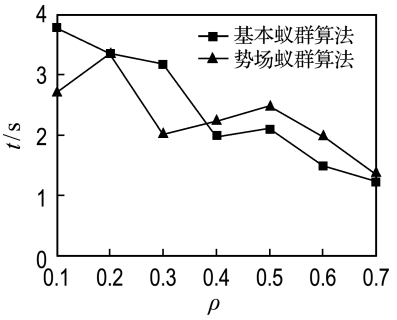

图 8 信息素挥发系数 ρ 对应的寻找最优路径时间

Fig. 8 Time of searching for the optimal path corresponding to pheromone volatilization coefficient ρ

提高算法的搜索速度，ρ 的改变对基本蚁群算法影响较大. 同时，也应看到，当 $\rho=0.4$，0.5，0.6，0.7 时，势场蚁群算法不能比基本蚁群算法更快找到最优路径. 那是因为在 $\rho\geqslant0.4$ 时，基本蚁群算法所找出的最优路径长度大于本文路径规划图的最优路径长度. 基本蚁群算法所找到的路径长度仅为图 6 所示的 32.3.

3.3 参数最优组合下算法比较

图 9、10 分别反映了随着迭代的进行，达到的最优路径与每代蚂蚁所搜寻的最优路径.

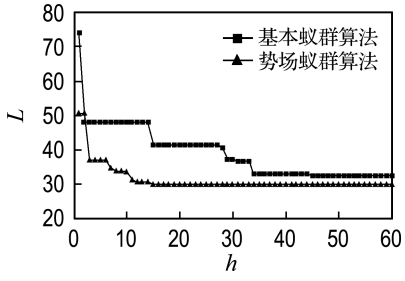

图 9 两种算法的最优路径长度比较

Fig. 9 Comparison of the optimal path length between two algorithms

由图 9 可见，在最优参数组合下，本文算法在 15 代就找到最优路径，而基本蚁群算法约在 34 代找到局部最优路径. 无论是路径长度还是收敛速度，本文算法较基本蚁群算法均有提高. 图 10 反映了每代蚂蚁所能找到的最优路径. 本文算法在 18 代开始就能收敛到一个接近最优路径长度 29.8 的范围，而基本蚁群算法仍有较大的振荡.

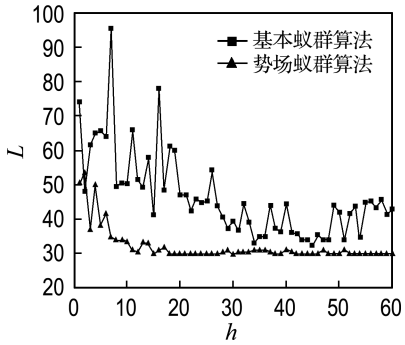

图 10　两种算法的每代最优路径长度比较

Fig. 10　Comparison of the optimal path length for each generation of the two algorithms

4　结　语

本文针对移动机器人二维空间静态障碍环境下通行这一常见任务，提出了一种基于势场蚁群算法的全局路径规划算法. 根据移动机器人始末位置和障碍环境特征，采用栅格地图环境表述、抽象人工势场和蚁群算法构建及改进信息素模型的方法，有效提高了全局路径规划效率和收敛性，为实现移动机器人环境建模及运动策略规划提供了可靠的迭代算法设计基础. 实验结果验证了本文算法的有效性和实用性.

参考文献：

[1]　李成进，王　芳. 智能移动机器人导航控制技术综述 [J]. 导航定位与授时，2016，**3**(5)：22-26.
LI Chengjin，WANG Fang. Review of navigation control technology of intelligent mobile robot [J]. **Navigation Positioning & Timing**，2016，**3**(5)：22-26. (in Chinese)

[2]　霍凤财，迟　金，黄梓健，等. 移动机器人路径规划算法综述 [J]. 吉林大学学报(信息科学版)，2018，**36**(6)：639-647.
HUO Fengcai，CHI Jin，HUANG Zijian，*et al*. Review of path planning for mobile robots [J]. **Journal of Jilin University (Information Science Edition)**，2018，**36**(6)：639-647. (in Chinese)

[3]　KHATIB O. Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots [J]. **The International Journal of Robotics Research**，1986，**5**(1)：90-98.

[4]　夏梁盛，严卫生. 基于栅格法的移动机器人运动规划研究 [J]. 计算机仿真，2012，**29**(12)：229-233.
XIA Liangsheng，YAN Weisheng. Study on mobile robot motion planning based on grid method [J]. **Computer Simulation**，2012，**29**(12)：229-233. (in Chinese)

[5]　施磊磊，施化吉，束长波，等. 改进的模糊控制算法在机器人路径规划中的应用 [J]. 软件导刊，2014，**13**(11)：46-48.
SHI Leilei，SHI Huaji，SHU Changbo，*et al*. Application of improved fuzzy control algorithms in robot path planning [J]. **Software Guide**，2014，**13**(11)：46-48. (in Chinese)

[6]　潘成浩，郭　敏. 基于松弛 Dijkstra 算法的移动机器人路径规划 [J]. 计算机与现代化，2016(11)：20-24.
PAN Chenghao，GUO Min. Path planning for mobile robot based on relaxed Dijkstra algorithm [J]. **Computer and Modernization**，2016(11)：20-24. (in Chinese)

[7]　来学伟. 贪心算法在 TSP 问题中的应用 [J]. 许昌学院学报，2017，**36**(2)：41-44.
LAI Xuewei. Application of probabilistic algorithm in the TSP problem [J]. **Journal of Xuchang University**，2017，**36**(2)：41-44. (in Chinese)

[8]　PERSSON S M，SHARF I. Sampling-based A* algorithm for robot path-planning [J]. **The International Journal of Robotics Research**，2014，**33**(13)：1683-1708.

[9]　WANG Wei，DENG Hua，WU Xiaoshun. Path planning of loaded pin-jointed bar mechanisms using Rapidly-exploring Random Tree method [J]. **Computers and Structures**，2018，**209**：65-73.

[10]　GHATEE M，MOHADES A. Motion planning in order to optimize the length and clearance applying a Hopfield neural network [J]. **Expert Systems with Applications**，2009，**36**(3 PART 1)：4688-4695.

[11]　FAN Chaonan，LI Shixin，GUO Rong，*et al*. Analysis of AGV optimal path problem in smart factory based on genetic simulated annealing algorithm [C] // **4th Workshop on Advanced Research and Technology in Industry Applications (WARTIA 2018)**. Paris：Atlantis Press，2018：166-170.

[12]　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.

[13] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, 1996, **26**(1): 29-41.

[14] 余胜东,吴洪涛,马金玉. 应用混沌萤火虫算法的无人机航迹规划 [J]. 机械设计与制造, 2018(11): 113-116.
YU Shengdong, WU Hongtao, MA Jinyu. Path planning for unmanned air vehicle based on chaotic glowworm swarm optimization [J]. **Machinery Design & Manufacture**, 2018(11): 113-116. (in Chinese)

[15] 易 晟. 平面机器人路径规划研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2002.
YI Sheng. Study on path planning of the planar mobile robot [D]. Changsha: Central South University, 2002. (in Chinese)

[16] 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)

[17] 刘砚菊,代 涛,宋建辉. 改进人工势场法的路径规划算法研究 [J]. 沈阳理工大学学报, 2017, **36**(1):61-65.
LIU Yanju, DAI Tao, SONG Jianhui. Research of path planning algorithm based on improved artificial potential field [J]. **Journal of Shenyang Ligong University**, 2017, **36**(1):61-65. (in Chinese)

[18] 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)

[19] 刘建华,杨建国,刘华平,等. 基于势场蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法 [J]. 农业机械学报, 2015, **46**(9):18-27.
LIU Jianhua, YANG Jianguo, LIU Huaping, *et al*. Robot global path planning based on ant colony optimization with artificial potential field [J]. **Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery**, 2015, **46**(9):18-27. (in Chinese)

Global path planning of robots based on potential field ant colony algorithm

CHEN Yuqing*, LI Tongxun, YU Shuanghe, SHEN Zhipeng

(School of Marine Electrical Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

Abstract: The improvement of global path planning algorithm for intelligent mobile robots is studied. Combining the global character of basic ant colony algorithm and the deterministic advantage of artificial potential field, a potential field ant colony algorithm is proposed. In the initial iteration stage of basic ant colony algorithm, artificial potential field method is considered in the construction of the pheromone, so as to improve the efficiency of finding the optimal path. Based on the grid model, the implementation steps of the algorithm are designed. In addition, the effects of different pheromone heuristic factors and pheromone volatilization coefficients on the path length, iteration times and convergence speed of the algorithm are analyzed. Finally, the simulation results show that the algorithm is superior to the basic ant colony algorithm, and the reasonable range of pheromone heuristic factor parameter is obtained.

Key words: basic ant colony algorithm; artificial potential field; path planning; potential field ant colony algorithm; pheromone heuristic factor; pheromone volatilization coefficient