

基于烟花混合蚁群的移动机器人路径规划研究

周森鹏, 穆平安, 张仁杰

(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: **目的** 以应用于包装车间的移动机器人的路径规划作为研究对象, 解决蚁群算法收敛速度慢、寻找到的路径不优等缺陷。**方法** 引入改进烟花和蚁群融合的方法进行搜索, 首先建立移动机器人的栅格地图, 其次采用改进烟花算法进行路径粗搜索, 将得到的路径作为信息素增量, 再运用蚁群细搜索求解。**结果** 文中方法与传统方法相比, 收敛速度得到提高, 并寻找到了更优的路径。**结论** 通过采用融合算法, 弥补了烟花寻优的不足, 加快了蚁群的收敛, 可以对2种算法互相取长补短。

关键词: 路径规划; 最优路径; 烟花算法; 实验仿真

中图分类号: TB486.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)11-0172-05

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.11.026

Path Planning of Mobile Robot Based on Hybrid FWA and ACO

ZHOU Sen-peng, MU Ping-an, ZHANG Ren-jie

(School of Optical-Electrical and Computer-Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The paper aims to solve the slow convergence speed and inferior path of ACO algorithm with the path planning of mobile robot applied in packaging workshop as the research object. The method of fusing IFWA and ACO was applied for searching. Firstly, the raster map of mobile robot was established. Secondly, the IFWA was used to search the path roughly to take the path obtained as the pheromone increment. Then the ACO subtle search was used for solution. Compared with the traditional method, the method adopted in this paper improved the convergence speed and found the optimal path. The proposed fusion method covers the shortage of FWA and accelerates the convergence of ACO. The two algorithms could be used for mutual complementation.

KEY WORDS: path planning; optimal path; FWA algorithm; simulation results

移动机器人技术是集多传感融合定位技术、路径规划技术、运动控制技术于一体的技术, 将定位的数据通过卡尔曼滤波算法矫正其误差后得到的信息, 作为路径规划算法处理的前提, 从而控制执行机构输出。移动机器人对企业工作效率有很大的影响, 尤其是在路径规划算法上, 需要进一步改进与提高。

目前智能仿生算法有着分布式运算、便于改进等优点, 但单一算法自身都存在着缺陷: 文献[1]

采用的是蚂蚁寻路方式, 该算法缺点主要是无先验信息素, 迭代收敛速度慢; 文献[2]中算法主要根据加热冷却的退火原理进行寻优, 该算法虽然可以跳出局部最优, 但收敛速度慢; 文献[3]算法主体是根据自然界中鸟群觅食原理, 该算法收敛快, 但易早熟。

蚁群算法的改进策略一般有参数优化机制与混合改进机制的两种改进方式, 例如: 徐雪松等引入早期的搜索信息作为启发因子, 提高了蚁群对障

收稿日期: 2019-01-06

基金项目: 周森鹏(1993—), 男, 上海理工大学硕士生, 主攻智能检测、无人导航。

通信作者: 穆平安(1964—), 男, 博士, 上海理工大学教授, 主要研究方向为机器视觉、信号处理。

碍物的预避障能力^[4]；文献[5]将局部路径信息引入蚁群信息素的初始化和路径选择概率机制，提高了收敛速度。对于运用混合算法^[6]，粒子群算法虽然有着收敛速度快的优点，但是烟花算法在标准函数集的测试中收敛速度较粒子群更快，并且烟花算法的应用到目前为止还不成熟，由此文中采用烟花算法代替传统粒子群算法，来进行混合算法实验仿真研究。

1 烟花与蚁群的混合路径规划

1.1 传统的蚁群算法

蚁群算法是根据蚂蚁觅食的生物机理来寻找路径，首先初始化控制蚂蚁行走的一系列的参数，在总共 N 轮的迭代中，每一轮派出 m 只蚂蚁从地图的起点开始向着终点探索最优路线，每只蚂蚁主要通过初始化的参数和概率选择机制来控制蚂蚁行走方向。在每一只蚂蚁搜索到合适的路径后，运用信息素更新公式来改变信息素的浓度，每一次迭代中的每一批蚂蚁都是按此规则进行寻路。

1.2 烟花算法的原理

烟花算法主要是依据烟花爆炸时的原理，该算法是于2010年由北京大学的谭营教授提出的算法，是一个新颖的算法。

1.2.1 烟花算法数学模型的理论综述

当前火花 $x_i = (a_1, a_2 \dots a_n)$ 的每个元素代表栅格地图中每个节点的值，设 j 为 i 的一个可行节点，从起点开始以式(1)作为路径节点的选择依据，直到终点节点，即得到一系列节点形成的路径，求出其长度作为适应度 $f(x_i)$ 值。

$$p(j) = \frac{a_j \times L(j, e)}{\sum_{k \in \text{allow}} a_k \times L(k, e)} \quad (1)$$

其中： $P(j)$ 路径节点的概率选择； $L(j, e)$ 为节点 j 与终点距离的倒数； a_j 与 a_k 为当前火花第 j 个节点与第 k 个节点对应元素；allow 为当前节点所有的可行路径点，此方法类似于文献[7]的栅格建模法，但不同的地方在于采用烟花算法来优化方向算子。

1.2.2 烟花算法算子

爆炸算子的作用是将适应度值较好的烟花生成更多的火花，适应度值差的烟花可以去其余空间搜索，以避免早熟和局部最优，产生火花公式：

$$S_i = m \frac{Y_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (Y_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon} \quad (2)$$

式中： S_i 为第 i 个烟花产生火花的数目； m 为限制火花生成数目； Y_{\max} 为当前最差适应度的值；

$f(x_i)$ 为第 i 个个体产生的适应度值； ε 为一个极小值常数。

为了控制烟花爆炸生成火花数量，通过设定火花的数量范围来调整 S 值的大小。在爆炸算子中，爆炸幅度可以减小适应度较好的烟花爆炸范围，可以使之快速收敛，爆炸幅度计算公式：

$$A_i = \dot{A} \frac{f(x_i) - Y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - Y_{\min}) + \varepsilon} \quad (3)$$

式中：等式左边为第 i 个烟花的爆炸幅度，其中 Y_{\min} 为最优的适应度值， \dot{A} 为爆炸最大幅度，其他参数同式(2)。

爆炸算子中的位移操作是将生成的火花分布在确定的范围中，采用随机位移的方法来进行位移变异操作：

$$\Delta x_i^k = x_i^k + \text{rand}(0, A_i) \quad (4)$$

变异算子的主要目的是增加烟花的多样性，取 g 均值和方差均为1的高斯分布随机数，其公式为：

$$x_i^k = x_i^k \times g \quad (5)$$

采用映射操作改变火花范围时，主要针对越界火花，其公式为：

$$x_i^k = x_{\min}^k + |x_i^k| \% (x_{\max}^k - x_{\min}^k) \quad (6)$$

式中： x_{\max}^k, x_{\min}^k 为限定 k 维度上的上下限范围。

以概率方式选择一部分的火花作为下一代爆炸烟花，先采用两两度量距离计算，其公式为：

$$R(x_i) = \sum_{j=1}^K d(x_i, x_j) = \sum_{j=1}^K \|x_i - x_j\| \quad (7)$$

在计算出 $R(x)$ 后，利用式(8)求出每个火花的选择概率：

$$p(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{j \in K} R(x_j)} \quad (8)$$

1.2.3 烟花算法的改进

烟花算法的半径设为常数会导致算法收敛能力变弱，引入模拟退火策略来设置烟花算法的爆炸强度(半径)，并对变异步骤引入惯性权重策略：

$$R_i = R(1 - G/G_{\max})^5$$

$$A_i = R_i \frac{f(x_i) - Y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - Y_{\min}) + \varepsilon} \quad (9)$$

$$\Delta x_i^k = \omega x_i^k + \text{rand}(0, A_i)$$

$$\omega = (1/3)^G$$

其中： R 为爆炸半径； G 为当前迭代次数， G_{\max} 为最大迭代次数；其余参数同上。

1.2.4 烟花算法步骤

烟花算法利用烟花爆炸原理，其具体的算子描述如前文所示，对其进行步骤的排序，见图1。

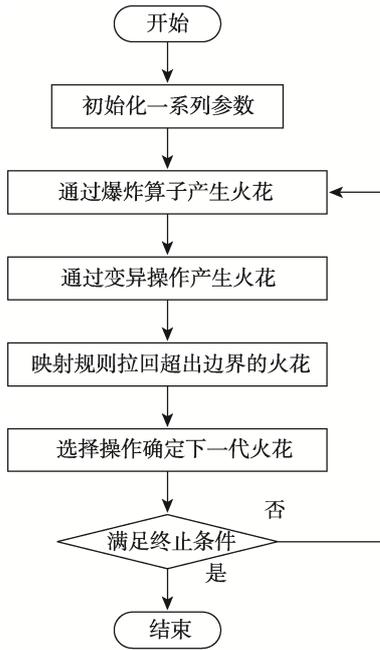


图1 烟花算法原理步骤
Fig.1 Principle steps of FWA

1.3 烟花与蚁群融合算法

蚁群算法的主要缺点为蚂蚁会在每轮迭代中随机地在地图上行走，使得算法收敛速度减慢，由此用快速收敛的烟花算法进行粗搜索，用搜索的路径优化蚁群算法的初始信息素，对蚁群进行引导。

1.3.1 算法衔接

提出的改进算法是利用烟花生成的轨迹作为寻优的粗搜索，首先利用蚁群算法得到环境的初始信息素分布 τ_{ij} ，随后运用烟花算法生成的轨迹作为初始信息素增量 $\Delta\tau_{ij}$ ，得到了路径 ij 的信息素：

$$\tau_{ij}^s = \tau_{ij} + \Delta\tau_{ij} \quad (10)$$

蚂蚁的爬行节点选择 $P_{ij}^k(t)$ 同传统蚁群选择公式。当所有蚂蚁走到终点，按照以下公式来更新：

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t, t+1) \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t, t+1) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t, t+1) \quad (12)$$

式中： ρ 为信息素的残留系数； $\Delta\tau_{ij}$ 为信息素增量； $\tau_{ij}(t+1)$ 为在第 $t+1$ 次的迭代中的信息素的值； $\Delta\tau_{ij}(t, t+1)$ 为 m 只蚂蚁信息素的增量值； $\Delta\tau_{ij}^k(t, t+1)$ 为第 k 只蚂蚁信息素的增量值。

1.3.2 算法步骤

算法的混合步骤流程如下所述。

1) 初始化烟花与蚁群算法的一系列参数。首先根据流程图 1 所示的算法求得一条最优参考路径，将此参考路径转化为初始信息素增量，并根据式 (10) 的定义将该增量累加在蚁群算法的初始信

息素矩阵，使得信息素矩阵包含了烟花求得路径信息，所有蚂蚁开始准备搜索。

2) 蚁群算法开始进行搜索，根据概率转移公式来控制蚂蚁对路径节点（8 邻域中除障碍物节点和蚂蚁已访问过的路径节点）的搜索方向，对于陷入死胡同的蚂蚁引入回退机制，判断是否当前所有蚂蚁都到达终点，计算出每只蚂蚁的路径长度，求取全局最小值作为最优值。

3) 根据蚂蚁计算出的最佳路径，根据式 (11—12) 求得参数来更新信息素的值。

4) 重复步骤 2) 和 3)，当迭代到最大次数，返回最佳路径，将其结果输出。

2 实验仿真

针对 20×20 的地图规模进行仿真，为了验证混合算法在路径规划中的性能，采用有着纵横交错障碍物排布的地图，分别对此类障碍物地图进行改进烟花算法和烟花融合蚁群算法的仿真实验，并与蚁群算法比较。系统仿真环境在 i5-8500（六核心）的 CPU，16 G 内存，MATLAB2014 的 WIN10 系统的台式组装机平台上。

2.1 烟花与蚁群的仿真

设定 IFWA 于如下参数：最大迭代次数 50，烟花数取 15，变异火花数取 10，爆炸数目和半径分别为 5 和 3，爆炸数目限制因子 a 和 b 取 0.3 和 0.5，得到的路径与迭代收敛见图 2。

对 ACO 进行仿真，设定参数：迭代次数 50，蚂蚁个数 50，启发因子和能见度因子分别为 1 和 3，挥发因子为 0.5， Q 值取 5，此参数为调试蚁群算法相对较优的值，得到的路径和收敛迭代见图 3。

2.2 融合算法的实验仿真

融合算法中的烟花算法的参数设置同前文一致，设定蚁群算法的迭代次数 50，蚂蚁数 50，启发因子和能见度因子分别为 2 和 8，挥发因子 0.9， Q 值取 1，仿真结果见图 4。

算法结果对比见表 1。改进的烟花算法求得的最优路径长度大约为 39.798，混合算法的最优路径为 37.798，相比于粒子群融合蚁群算法得到的结果更好。由此可见，混合算法的方法得到的路径更优，在路径节点选择上更好，并且迭代收敛更快。另外混合算法仅用 20 步就收敛到标准蚁群算法每波 200 只蚂蚁才能收敛到的最优值。对图 4 轨迹分析得到，蚁群是在基于烟花搜索的路径继续搜索，避免随意搜索而出现图 3 中不佳的路径，并在局部地方寻找到了更优的路径，同时弥补了烟花的不足，矫正了路径，因此烟花混合蚁群算法性能上得到了提高和优化。

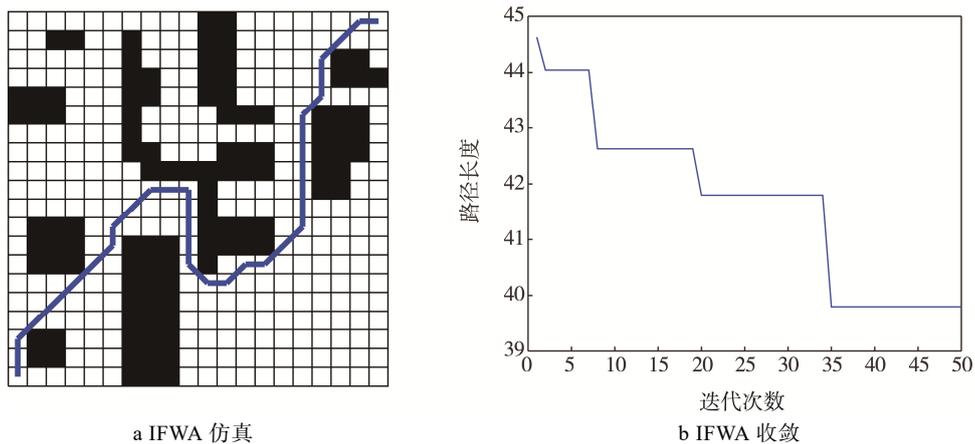


图 2 改进烟花算法的路径仿真
Fig.2 Path simulation of IFWA

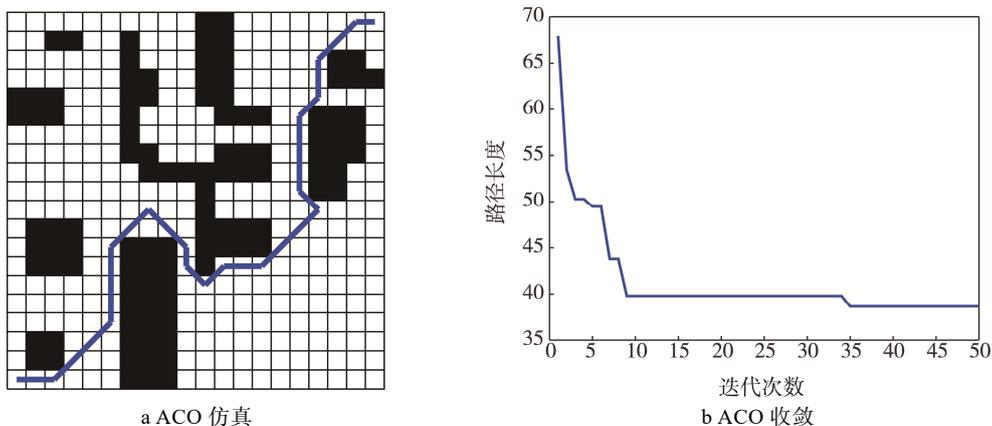


图 3 蚁群算法的路径仿真
Fig.3 Path simulation of ACO

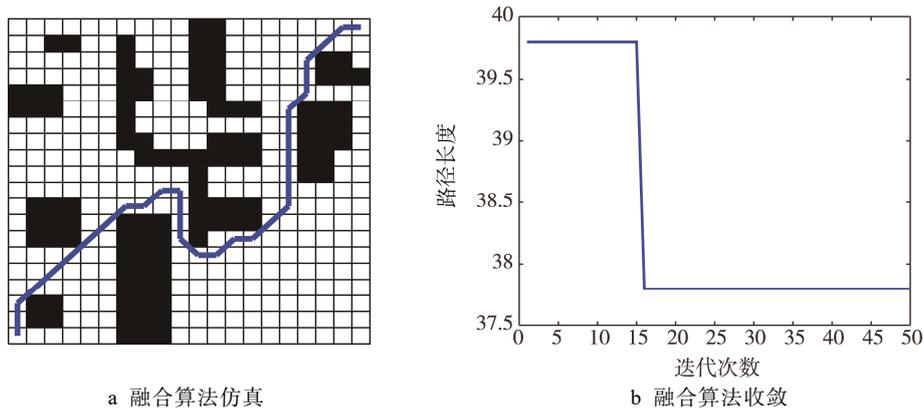


图 4 融合算法路径仿真
Fig.4 Path simulation of fusion algorithm

表 1 路径规划实验数据
Tab.1 Data of path planning experiment

算法	路径长度	收敛次数
改进烟花	39.79	35
蚁群算法	38.62	35
混合算法	37.79	16

3 结语

通过引入烟花算法进行路径的粗搜索，并且将生成的解插入信息素先验矩阵，再用蚁群算法进行细搜索。由此蚁群算法得到的结果比单一算法更优，并且弥补了蚁群的初始信息素的欠缺，对于路径选择和迭代次数方面，性能都得到了提高，运用该算法在包装

车间处理的效率会得到一定的提高。由于烟花算法在交互机制上还有欠缺,包括火花数目和爆炸范围,所以对烟花算法还需要更进一步改进,再进一步地按照文中提供的融合规则融合。

参考文献:

- [1] 史恩秀, 陈敏敏, 李俊. 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 En-xiu, CHEN Min-min, LI Jun. 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.
- [2] 徐敏, 陈州尧, 李俊蒂. 基于模拟退火算法的码垛机器人码垛路径规划[J]. 包装工程, 2015, 36(15): 95—103.
XU Min, CHEN Zhou-yao, LI Jun-di. Path Planning of Palletizing Robot Stacking Based on Simulated Annealing Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(15): 95—103.
- [3] 李悝. 基于混沌粒子群优化算法的AGV路径规划研究[J]. 包装工程, 2018, 39(23): 32—37.
LI Kui. AGV Path Planning Based on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(23): 32—37.
- [4] 徐雪松, 杨胜杰, 陈荣元. 复杂环境移动群机器人最优路径规划方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(2): 274—282.
XU Xue-song, YANG Sheng-jie, CHEN Rong-yuan. Dynamic Differential Evolution Algorithm for Swarm Robots Search Path Planning[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(2): 274—282.
- [5] 魏欣, 孙玥. 一种新型包装码垛机器人路径规划方法[J]. 包装工程, 2018, 39(15): 173—177.
WEI Xin, SUN Yue. A New Path Planning Method for Packaging Palletizing Robot[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(15): 173—177.
- [6] 邓高峰, 张雪萍, 刘彦萍. 一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(8): 879—883.
DENG Gao-feng, ZHANG Xue-ping, LIU Yan-ping. Ant Colony Optimization and Particle Swarm Optimization for Robot-path Planning in Obstacle Environment[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(8): 879—883.
- [7] 于红斌, 李孝安. 基于栅格法的机器人快速路径规划[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(6): 98—100.
YU Hong-bin, LI Xiao-an. Fast Path Planning Based on Grid Model of Robot[J]. Microelectronics & Computer, 2005, 22(6): 98—100.
- [8] CIMURS R, HWANG J, SUH I H. Bezier Curve-based Smoothing for Path Planner with Curvature Constraint[C]// IEEE International Conference on Robotic Computing, IEEE, 2017.
- [9] WANG Z Q, ZHU X G, HAN Q Y. Mobile Robot Path Planning Based on Parameter Optimization Ant Colony Algorithm[J]. Procedia Engineering, 2011, 15(8): 2738—2741.
- [10] 朱亮吉. 基于烟花算法的移动机器人路径规划仿真研究[D]. 西安: 西南交通大学, 2018.
ZHU Liang-ji. Research on Simulation of Path Planning of Mobile Robot Based on Firework Algorithm[D]. Xi'an: Southwest Jiao-tong University, 2018.
- [11] 国海涛, 朱庆保, 徐守江. 基于栅格法的机器人路径规划快速搜索随机树算法[J]. 南京师范大学学报, 2007, 7(2): 58—61.
GUO Hai-tao, ZHU Qing-bao, XU Shou-jiang. Rapid-Exploring Random Tree Algorithm for Path Planning[J]. Journal of Nanjing Normal University, 2007, 7(2): 58—61.
- [12] ABIYEV R, IBRAHIM D, ERIN B. Navigation of Mobile Robots in the Presence of Obstacles[J]. Advances in Engineering Software, 2010, 41(10): 1179—1186.
- [13] ZHU W R, DUAN H B. Chaotic Predator-prey Biogeography-based Optimization Approach for UCAV Path Planning[J]. Aerospace Science and Technology, 2014, 32(1): 153—161.
- [14] SHUANG B, CHEN J P, LI Z B. Study on Hybrid PS-ACO Algorithm[J]. Applied Intelligence, 2011, 34(1): 64—73.
- [15] 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 De-lin, WU Shun-xiang. Ant Colony Optimization with Potential Field Heuristic for Robot Path Planning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(6): 1277—1280.
- [16] 朱大奇, 颜明重. 移动机器人路径规划技术综述[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 961—967.
ZHU Da-qi, YAN Ming-chong. Survey on Technology of Mobile Robot Path Planning[J]. Control and Decision, 2010, 25(7): 961—967.