

文章编号: 1000-5862(2014)03-0274-04

基于粒子群-蚁群融合算法的移动机器人路径优化规划

张兴国, 周东健, 李成浩

(南通大学机械工程学院, 江苏 南通 226019)

摘要: 基于 TSP 问题, 提出了一种基于粒子群-蚁群算法相互融合的综合优化算法对移动机器人路径规划问题进行研究. 通过粒子群算法对全局路径实施粗略搜索, 获得部分次优解. 在获得次优解的路径上进行信息素分布, 再采用蚁群算法进行精确搜索, 得到路径规划的最优解. 实验结果表明: 粒子群-蚁群融合优化算法在路径寻优上优于蚁群算法及粒子群算法.

关键词: 蚁群算法; 粒子群算法; TSP 问题; 路径规划; 移动机器人

中图分类号: TP 242

文献标志码: A

0 引言

机器人智能化是未来机器人发展的必然趋势, 部分智能机器人已在航空航天、深海勘探、医学救护、工业生产、民用等领域得到广泛应用.

目前移动机器人的路径规划方式主要是仿照群居动物的生活习性, 如蚂蚁觅食、蜜蜂采蜜、鱼群觅食等^[1]. 它们通过其特殊的传递信息方式协同合作, 将复杂的问题分解成若干个简单的问题来解决. 目前, 应用于多机器人路径规划中主要算法有: 蚁群算法^[2]、遗传算法^[3]、粒子群算法^[4]、人工神经网络算法^[5]、图论法^[6]和禁忌搜索^[7]等.

蚁群算法(ACO)是由意大利学者 M. Dorigo 等^[8]于 20 世纪 90 年代提出的模拟进化算法. 蚂蚁之间通过在每条路径上留下信息素(τ), 蚂蚁通过每条路径上的信息素的多少选择路径. 蚁群算法在解决组合优化问题上具有显著优势, 适合处理分布式问题, 求解精度高且其具有较好的正反馈性、并行性、较强的收敛性以及鲁棒性等优点. 虽然蚁群算法具备以上优点, 但是其仍存在有待改进的地方, 如搜索时间长、计算量大、易陷入局部最优等缺点^[11-14].

粒子群算法(PSO)是一种优化仿生算法, 是由 Eberhart 博士和 Kennedy 博士基于鸟群觅食行为提出的一种新型算法^[10]. 粒子群算法具有较强的全局搜索能力、收敛速度快、稳定性强、搜索时间短等优

点. 但其在组合优化问题时没有优势, 在路径搜索过程中易产生早熟现象, 易陷入局部最优^[11].

基于蚁群算法和粒子群算法的优缺点, 针对 TSP 问题开展移动机器人路径规划研究, 提出将蚁群算法(ACO)与粒子群算法(PSO)相互融合, 即先利用粒子群算法的全局搜索能力, 对整个路径进行粗略搜索, 获得问题的次优解; 再利用次优解对部分路径上的信息素重新分布, 增强信息素, 提高蚁群算法的搜索能力; 最后利用蚁群算法对次优路径采取精确搜索, 最终得到最优解.

1 蚁群算法及粒子群算法基本原理

1.1 蚁群算法(ACO)的基本原理

根据实验室场地要求建立 n 个蚂蚁游历位置坐标 $C(x_i, y_i)$, 设每 2 个点之间的距离为 d_{ij} , 依下式计算出两点之间的距离:

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

在初始时刻随机地将 m 个蚂蚁放到不同的位置, 保证初始时刻每个蚂蚁不会在同一位置出现. 设在 0 时刻, 各条路径上的信息素量 $\tau_{ij}(0) = C$ (C 为常数). 蚂蚁 k ($k = 1, 2, \dots, m$) 在运动过程中, 根据各条路上所含有的信息素量情况决定其转移方向. 在运动过程中采用禁忌表 $T_{\text{tabu } k}$ ($k = 1, 2, \dots, m$) 记录当前蚂蚁 k 所走过的位置, 避免路径重复, 降低算

收稿日期: 2014-01-09

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20131205)资助项目.

作者简介: 张兴国(1975-), 男, 江苏沐阳人, 副教授, 主要从事光机电一体化、机器视觉和机器人技术方面的研究.

法效率. 在 t 时刻蚂蚁 k 由 i 位置转移到 j 位置由状态转移概率 $P_{ij}^k(t)$ 决定, 状态转移概率 $P_{ij}^k(t)$ 为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in T_{\text{allowed}}^k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta}, & j \in T_{\text{allowed}}^k, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases}$$

其中 j 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的位置; α 为信息启发式因子, 表示轨迹的相对重要性, 其值越大, 蚂蚁之间的协作性越强; β 为期望启发式因子, 它反应了蚂蚁在运动过程中选择路径的受重视程度; $\eta_{ij}(t)$ 为启发式函数, $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$.

如果 2 个所走位置间的距离越短, $P_{ij}^k(t)$ 越大, 则蚂蚁 k 由位置 i 转移到位置 j 的概率越高. 为避免残留信息过多引起残留信息淹没启发信息, 所以在每只蚂蚁走过 n 个指定的位置, 要对信息素进行更新. 因此, 在 $t+n$ 时刻在历经 i 到 j 上的信息量可按如下规则进行调整:

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

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t), \quad (2)$$

其中 ρ 表示信息素挥发系数, 则 $1-\rho$ 表示信息素残留因子, $\rho \in (0, 1)$; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 表示蚂蚁在本次循环中路径 (i, j) 上的信息素增量, $t=0$ 时刻 $\Delta\tau_{ij}(0) = 0$; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁经过路径 (i, j) 时在本次循环中的信息素增加量. 根据信息素的更新, 本文选择 Ant-Cycle 模型作为研究对象. 在该模型中, 当第 k 只蚂蚁在本次循环中经过 (i, j) 时, $\Delta\tau_{ij}(t) = Q/L_k$, 否则 $\Delta\tau_{ij}(t) = 0$, 其中 Q 表示信息素强度, 其在一定程度上影响算法的收敛速度; L_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中所有路径的总长度.

1.2 粒子群算法(PSO)的基本原理

粒子群算法是源于鸟类觅食的一种优化算法, 与遗传算法类似, 是一种基于迭代的优化工具. 粒子群算法 PSO 算法主要是以速度和位置为模型对目标进行搜索.

在一个 2 维平面中随机初始化一群粒子, 每一个粒子所通过的位置表示其可能解, 粒子通过多次寻优, 获得最优路径. 每一次迭代结束, 粒子根据其个体极值和全局极值来更新速度和位置: $V_{ij}(t+1) = \omega V_{ij}(t) + C_1 \text{rand}() (P_{ij, \text{Best}} - X_{ij}(t)) + C_2 \text{rand}() (g_{\text{Best}} - X_{ij}(t))$, $\omega X_{ij}(t+1) = X_{ij}(t) + V_{ij}(t+1)$, 其中 $V_{ij}(t)$ 为粒子的当前速度, $X_{ij}(t)$ 为粒子的当前位置, C_1 、 C_2 为学习因子, $P_{ij, \text{Best}}$ 表示第

(i, j) 个粒子迄今为止搜索到的个体极值, g_{Best} 表示全局值, $\text{rand}()$ 为 $(0, 1)$ 之间的随机数, ω 为加权系数.

加权系数 ω 是用于控制前一速度对当前速度的影响, 其可以保持粒子的运动惯性, 促进粒子有足够的探索新的空间, 在算法不断迭代的过程中, ω 值随之减小, 个体极值和全局值不断更新, 最终达到全局最优. 加权系数的表达式为

$$\omega = \omega_{\max} - N_{\text{iter}}(\omega_{\max} - \omega_{\min}) / N_{\text{iter}, \max},$$

其中 ω_{\max} 为最大加权系数, ω_{\min} 为最小加权系数, N_{iter} 为迭代次数, $N_{\text{iter}, \max}$ 为最大迭代次数.

2 粒子群-蚁群融合优化算法

根据粒子群算法(ACO)和蚁群算法(PSO)优缺点, 将粒子群算法与蚁群算法进行相互融合, 实现移动机器人路径规划优化. 粒子群算法具有较强的全局搜索能力、搜索速度快等优点, 但不能在路径搜索的过程中有效地避免障碍物, 容易陷入局部最优状态, 且在求解组合问题时不具备优势; 蚁群算法具有较强的正反馈性、并行性、收敛性以及鲁棒性, 且其求解精度高, 比较适合于组合优化问题的求解, 但其搜索时间长、计算量大, 且初始信息匮乏, 初始搜索时目的性差. 基于粒子群算法和蚁群算法各自特点, 取长补短, 将 2 种算法进行有机融合, 实现综合优化. 先利用粒子群算法较强的全局搜索能力进行粗搜索, 得到一定路径的信息素; 再采用蚁群算法的正反馈机制进行精确搜索. 经过粗搜索后的初始分布后的信息素分布公式为 $\tau_s = \tau_c + \tau_p$, 其中 τ_c 为一个信息素常数, τ_p 为由粒子群算法求得的转换得到的信息素值.

蚁群算法和粒子群算法的融合后的步骤如下:

- (i) 先对数据初始化;
- (ii) 利用粒子群算法进行粗略搜索;
- (iii) 通过粗搜索去获得 TSP 问题次优解, 获得次优路径;
- (iv) 在次优路径上的信息素重新分布, 增强蚁群算法的搜索能力;
- (v) 利用蚁群算法对次优路径采取精确搜索;
- (vi) 最终获得问题的最优解.

粒子群-蚁群融合算法(PAAA)的工作流程如图 1 所示.

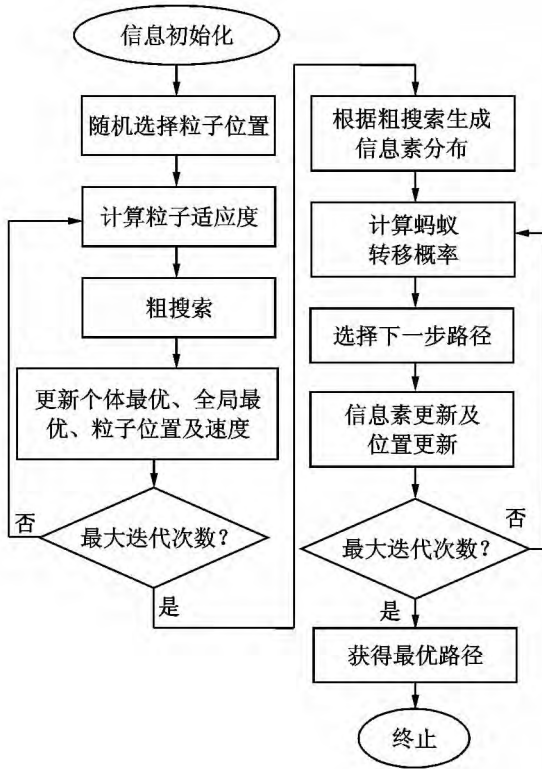


图1 粒子群-蚁群融合算法流程图

3 仿真与实验分析

本文设计了一组含有 20 个坐标位置的路径寻优问题,其坐标集合为 $C = \{(10, 10), (10, 40), (20, 20), (20, 70), (30, 10), (30, 50), (30, 90), (40, 30), (40, 70), (50, 10), (50, 50), (50, 70), (60, 20), (60, 90), (70, 30), (70, 50), (70, 80), (80, 40), (80, 80), (90, 90)\}$. 选取蚂蚁数 $m = 20$, 迭代次数 $N_c = 200$, 将本坐标集合分别利用蚁群算法、粒子群算法、粒子群-蚁群融合优化算法进行路径寻优仿真试验, 仿真结果如图 2 ~ 图 4 所示.

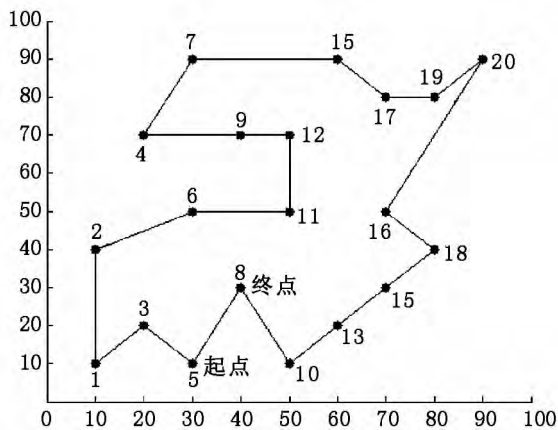


图2 基于蚁群算法的最优路径图

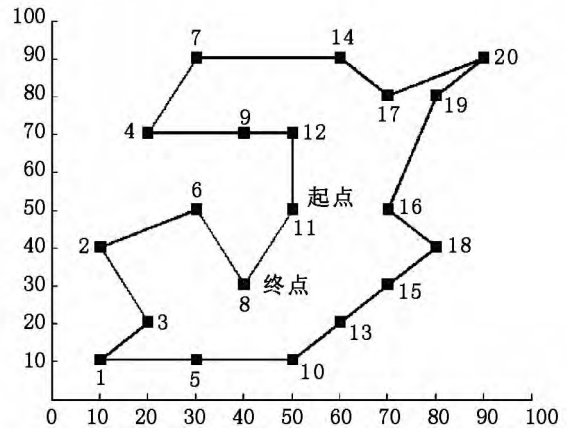


图3 基于粒子群算法的最优路径图

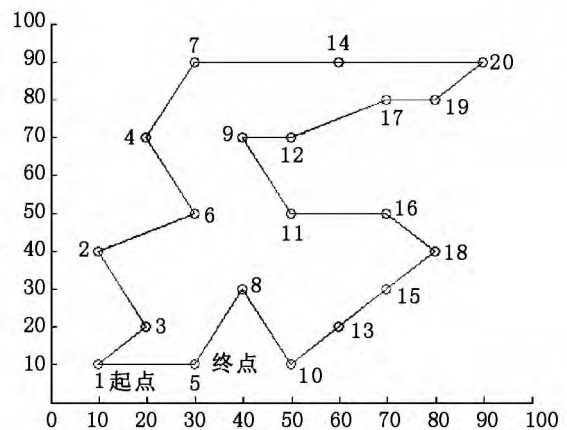


图4 基于粒子群-蚁群融合算法的最优路径图

由图 2 ~ 图 4 可以分析得到最优解及最优路径, 如表 1 所示.

表1 3种算法最优解及最优路径对比

算法名称	最优解	最优路径
蚁群算法(ACO)	387.301 2	5-3-1-2-6-11-12-9-4-7-14-17-19-20-16-4-8-15-13-10-8
粒子群算法(PSO)	384.781 8	11-12-9-4-7-14-17-20-19-16-18-15-13-10-5-1-3-2-6-8
粒子群-蚁群融合优化算法(PAAA)	383.738 3	3-1-5-8-10-13-15-18-16-20-19-17-14-7-4-9-12-11-6-2

图 2 ~ 图 4 以及表 1 结果表明, 粒子群-蚁群融合优化算法获得的最优解要优于单一的蚁群算法或单一的粒子群算法.

4 结论

本文提出了基于粒子群-蚁群算法相玛融合的综合优化算法对移动机器人路径规划问题进行研究. 首先利用粒子群算法对路径进行粗略搜索, 获得问题的次优解, 然后再利用蚁群算法次优路径进行精确搜索, 最终获得最优路径. 根据仿真结果显示分

析可知,粒子群-蚁群融合优化算法获得的最终最优解优于单一以蚁群算法或粒子群算法进行路径寻优的最优解.该算法对于移动机器人路径规划的应用研究具有一定的参考意义.

5 参考文献

- [1] 薛颂东,曾建潮.群机器人研究综述[J].模式识别与人工智能,2008,21(2):177-185.
- [2] Montiel-Ross O, Sepulveda R, Castillo O, et al. Ant colony test center for planning autonomous mobile robot navigation[J]. Computer Application in Engineer Education, 2013, 21(2): 214-229.
- [3] Roberge V, Tarbouchi M, Labonte G. Comparison of parallel genetic algorithm and particle swarm optimization for real-time UAV path planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 9(1): 132-141.
- [4] Tan Jingjing, Zhao Ping. Advances in biomedical engineering-2012 international conference on environmental engineering and technology (ICEET2012) [C]. Hong Kong: Information Engineering Research Institute, 2012.
- [5] Chang Qingliang, Zhou Huaqiang, Hou Chaojiang. Using particle swarm optimization algorithm in an artificial neural network to forecast the strength of paste filling material[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2008(4): 551-555.
- [6] 陈晓娥,苏理.一种基于环境栅格地图的多机器人路径规划方法[J].机械科学与技术,2009,28(10):1335-1139.
- [7] Liu Jingfa, Li Gang, Geng Huantong. A new heuristic algorithm for the circular packing problem with equilibrium constraints[J]. Science China: Information Sciences, 2011, 54(8): 1572-1575.
- [8] 张频捷.蚁群优化算法及其应用研究[D].长沙:中南大学,2010.
- [9] 禹旺明,熊红云.改进的蚁群算法在TSP中的应用[J].现代物流技术,2009(1):27-29.
- [10] 卞锋.粒子群优化算法在TSP中的研究及应用[D].无锡:江南大学,2008.
- [11] 苏晋荣,王建珍.改进粒子群优化算法求解TSP问题[J].计算机工程与应用,2010,46(4):52-54.
- [12] 姚兴田,吴亮亮,马永林.自动3维重构中确定下一最优视点的方法研究[J].江西师范大学学报:自然科学版,2013,37(6):569-573.
- [13] 张磊,张兴国.基于李群代数表达帧间位姿变化矩阵的3D视觉跟踪研究[J].江西师范大学学报:自然科学版,2012,36(5):466-471.
- [14] 徐雪松.复杂环境中移动机器人路径规划[J].江西师范大学学报:自然科学版,2014,38(1):83-88.

The Optimal Path Planning for Mobile Robot Based on Ant Colony Algorithm Combined with Particle Swarm Optimization

ZHANG Xing-guo, ZHOU Dong-jian, LI Cheng-hao

(School of Mechanical Engineering, Nantong University, Nantong Jiangsu 226019, China)

Abstract: Aiming at the TSP problem, in order to research the optimal path planning for mobile robot, a new algorithm based on ant colony algorithm combined with particle swarm algorithm (PAAAA) has been proposed. Firstly, using the particle swarm optimization to search the global path, the second best solution is obtained. Then, after distributing the pheromones on the second best solution paths, using ant colony algorithm to finish accurate searching. Last, the optimal solution of path planning is achieved. The simulation result shows that PAAAA is better than single ant colony algorithm or single particle swarm optimization.

Key words: ant colony algorithm; particle swarm optimization; TSP problem; path planning; mobile robot

(责任编辑:冉小晓)