

一种改进蚁群算法求解最短路径的应用

朱绍伟,徐夫田,滕兆明

(山东师范大学 信息科学与工程学院

山东省分布式计算机软件新技术重点实验室,山东 济南 250014)

摘要:蚁群算法是一种新型的启发式模拟进化算法,为求解各种复杂的组合问题提供了一种新的思路。虽然蚂蚁个体没有智能,但群体蚂蚁可以通过信息素(pheromone)进行互相交流进而协调工作。自从 Marco Dorigo 根据蚂蚁觅食的过程,首次提出了蚁群算法并且应用于求解最短路径问题以来,针对蚁群算法的研究一直都没有停止。通过对信息素更新策略、局部搜索算法、随机选择概率三个方面的改进,提高算法的全局最优搜索能力和收敛性。实验结果表明,改进算法有较好的性能。

关键词:蚁群算法;信息素;最短路径;局部搜索

中图分类号:TP391.9

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2011)07-0202-04

Application of Improvement Ants Algorithm in Solving Shortest Path

ZHU Shao-wei, XU Fu-tian, TENG Zhao-ming

(Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Technology,

College of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

Abstract: Ant colony algorithm is a novel heuristic simulated evolutionary algorithm, provides a new idea for solving complex problems of combination. Although there is no intelligent individual ant, but groups of ants can be pheromones (pheromone) for further coordination of the exchange. Since the ants foraging Marco Dorigo under the process of the ant colony algorithm was first proposed and applied to solve the shortest path problem, for the ant colony algorithm has not stopped. Based on the pheromone updating strategy, local search algorithm, the probability of randomly selected three areas to improve, improve the algorithm's global search ability and convergence of optimal. Experimental results show that the improved algorithm has better performance.

Key words: ants algorithm; pheromone; shortest path; local search

0 引言

最短路径问题可简称为 TSP 问题,即旅行商问题,是一类已被证明具有 NPC 计算复杂性的组合优化问题,它的提法是:给定 N 个城市,旅行商从某一城市出发,访问各城市一次且仅有一次后返回原出发城市,要求找出一条最短路径。

蚁群算法是模拟蚁群行为的一种随机搜索优化算法。文中为了解决普通蚁群算法容易产生的停滞和收敛速度慢等问题,提出了一种改进的蚁群算法,通过增加随机因子和局部搜索算法增强全局和局部搜索能

力并且在运行过程中自适应地调整挥发因子来动态改变路径上的信息素浓度,从而有效解决普通蚁群算法容易陷入局部最优解和收敛速度慢等现象。实验结果证明改进的蚁群算法具有良好的全局搜索能力,并且有较好的收敛性和稳定性。

1 蚁群算法的基本原理

蚂蚁算法系统是模拟自然界中蚂蚁觅食过程构建的启发式人工系统。在自然界中,单个蚂蚁不具有智能,但是蚂蚁群体却能发现食物与蚁穴之间最短的距离。经过研究发现,蚂蚁在寻找食物的过程总会分泌一种化学物质—信息素(pheromone)。蚂蚁个体之间就是通过这种化学物质互相传递信息的。蚂蚁在寻食过程中,能够在它经过的路径上释放该种物质,而且在运动过程中能够感知这种物质的浓度,在运动中倾向于浓度高的地方移动,以此指导自己的运动方向。

收稿日期:2010-12-31;修回日期:2011-04-05

基金项目:国家自然科学基金项目(60970004);山东省研究生教育创新计划资助项目(SDYY10059)

作者简介:朱绍伟(1985-),男,山东泰安人,硕士研究生,研究方向为算法优化、网络路由算法;徐夫田,研究员,硕士生导师,研究方向为金融与财务信息系统。

蚁群算法是模拟蚁群行为的一种启发式优化算法,主要包括两个部分:选择策略和信息素更新策略^[1,2]。算法中,人工蚂蚁不但能够模拟真实蚂蚁的觅食行为,而且人工蚂蚁具有一定的智能,能够存储走过的结点,并且通过计算结点间的距离获得一定的先验知识。蚁群算法的正反馈、多样性、分布式^[1,3,4]优点对寻找最短路径有独特的作用。

2 改进的求解最短路径蚁群算法的实现

蚂蚁在寻找最短路径的过程中往往选择信息量较大的路径,但当许多蚂蚁同时选中一条路径时,该路径上的信息素浓度就会迅速提高,吸引更多的蚂蚁经过这条路径,从而使得大多数蚂蚁集中到某一条路径上,产生堵塞和停滞现象,表现出蚁群算法解决问题时的早熟和局部搜索收敛性。为了解决蚁群算法的局部性,提高全局搜索能力,文中将新的信息素更新策略^[4]和局部搜索算法^[5]整合在一起,并且在搜索过程中加入了随机选择概率^[2],进一步增强了全局搜索能力。

当问题规模较大时,由于信息素挥发系数的存在,在搜索过程中那些很少被蚂蚁经过的路径上的信息素浓度将会趋于0^[6],降低了算法在这些路径上的搜索能力;反之,当某条路径中信息素浓度过大时,这些路径被再次选择的概率增大,进一步增加了这些路径上的信息素浓度,这也影响了算法的全局搜索能力。考虑到 Max-Min Ant System (MMAS)^[7]算法通过设置信息素的浓度在一定的范围内变化,有效地解决了此问题,所以在该文中,改进的蚁群算法将信息素浓度也设置在一定的范围内,增加各个结点被选择的概率,提高全局搜索能力。

现以 TSP 问题为例说明蚁群算法的模型:设有 m 个城市, n 只蚂蚁; $d_{ij}(i, j=1, 2, \dots, m)$ 表示城市 i 和城市 j 之间的距离; $\tau_{ij}(t)$ 表示在时刻 t 城市 i 和城市 j 之间的路径上的信息素浓度,模拟实际蚂蚁的分泌物的浓度; $[\tau_{\max}, \tau_{\min}]$ 表示信息素浓度的范围大小; $p_{ij}^k(t)$ 表示在时刻 t 蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率;局部更新是每当蚂蚁选择完一条边后,就马上更新边上的信息量;全局更新是根据局部最优解全局计算信息量增量;最优解即计算各个解的最短路径的距离最小值;停止条件为最大迭代次数或长时间陷入停滞状态^[8]。

开始时,将 n 只蚂蚁放在 n 个不同的城市处。蚂蚁 i 从源点 S 出发,遵循选择策略,从与 S 点相邻的点的集合中,选择一个点形成一条边;然后,再从这条边的另一个结点 a 处开始,从与 a 相邻的点的集合中,选择另一个点形成一条边;以此类推,直到将所有的城市全部都搜索且仅搜索一次,于是,蚂蚁 i 得到一个 TSP 问题的解。当 n 只蚂蚁全部遍历完成后,就得到了 n

个解(包括可能的重复解)^[9]。以这 n 个初始解为基础,首先采用局部搜索策略,进行局部搜索,得到局部最优解集合;然后,根据局部最优解集合进行全局搜索策略,寻找全局最优解;最后,根据每次迭代的全局最优解,得到最终的全局最优解。用改进的蚁群算法求解最短路径问题的主要实现步骤如下:

(1) 信息素初始化^[6,10]:算法开始运行时,赋予每条边上的信息素浓度都为 τ_{\max} 。

(2) 为避免蚂蚁一开始就失去解的多样性,给出第 k 只蚂蚁按以下概率从位置 i 转换到位置 j :

$$j = \begin{cases} \text{依式(3)的概率 } p_{ij}^k(t) \text{ 选择 } j, r \geq y(k) \\ \text{依式(4)的概率 } p_{ij}^k(t) \text{ 选择 } j, r < y(k) \end{cases} \quad (1)$$

$$y(k) = a^+ \quad (2)$$

上式中, r 是 $(0, 1)$ 中均匀分布的随机数; $k=1, 2, \dots, N$, N 为最大迭代次数; $0 < a < 1, b \geq 1$ 。

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{r \in \text{Table}_k} \tau_{ir}^\alpha(t) \eta_{ir}^\beta(t)}, j \in \text{Table}_k \\ 0, \text{ 否则} \end{cases} \quad (3)$$

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \text{rand}(), j \in \text{allow}_{\text{Table}_k} \\ 0, \text{ 其它} \end{cases} \quad (4)$$

式中: Table_k 存放所有结点 i 的邻结点集合; $\text{allow}_{\text{Table}_k}$ 为禁忌表,存放尚未被访问的邻结点的集合; $\eta_{ij}(t)$ 为启发函数表示蚂蚁的先验知识; α, β 表示 $\tau_{ij}(t), \eta_{ij}(t)$ 对蚂蚁选择路径所起的影响程度。

(3) 基于局部搜索算法(2-OPT)^[5],结合遗传算法的变异^[11]思想,提出了一个具有变异特征^[6,7,12]的局部搜索算法。设蚂蚁 k 搜索的路径为: $a_0, a_1, a_2, \dots, a_m$ 。 $a_i(0 \leq i \leq m)$ 分别表示城市结点。假设变异概率 p_b ,在 N 次循环过程中,产生 N 个 $(0, 1)$ 内均匀分布的随机数 $y(N)$ 。若第 $j(1 \leq j \leq N)$ 个循环数 $y(j) < p_b$,则第 a_j 个结点发生变异。以此来尽可能地遍历所有解,增强局部搜索的能力,求出局部最优解。

(4) 信息素更新策略^[8-10]:当蚂蚁遍历完所有的城市,即完成了一次循环时,根据式(5)对路径上的信息素进行更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) \quad (5)$$

$$\Delta \tau_{ij}(t) = \begin{cases} \sum_{k=1}^n \frac{\varepsilon}{d_{ij}} & \text{若蚂蚁 } k \text{ 经过边 } (i, j) \\ 0 & \text{若蚂蚁 } k \text{ 没有经过边 } (i, j) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ρ 为挥发因子; ε 为一常量; $\tau_{ij}(t+1)$ 为 $(t+1)$ 时刻边 (i, j) 之间的信息素浓度; $\Delta \tau_{ij}(t)$ 为蚂蚁在 t 时刻经过边 (i, j) 时留下的信息素浓度。

(5) 求全局最优解:当完成一次迭代时,所求解出的所有解的集合中,值最小的作为当前迭代次数的全局最优解。当所有迭代运行完成或达到结束条件时,

将最小的值作为最终的全局最优解输出。

3 实验结果

为了更好地验证改进的蚁群算法在解决最短路径问题上具有更好的全局搜索最优解的能力和较好的稳定性,文中仿真了蚂蚁寻食的过程并且对 TSPLIB 中提供的 TSP 问题 gr96,pr1002,ch150 以及 pr76 进行了实验。

3.1 蚂蚁寻食过程的仿真实验

仿真蚂蚁寻食过程主要是针对蚂蚁在寻食过程中可能会遇到障碍物的情况,加入随机扰动因子去模拟在 TSP 问题中的变异因子,并且可以说明算法是否能够找到全局最优解。试验中所设置的参数如下所示: $\alpha=1, \beta=5, \rho=0.1$ ^[12],信息素的浓度范围为 $[0.1, 0.9]$,所以各结点的初始信息素浓度为 0.9;图 1 表示的是程序运行中的搜索过程,其中圆圈表示的是蚁穴,实心圆表示的是食物源,黑线表示在搜索过程中可能的路径,最后剩下的线表示此次迭代过程中的最优解;图 2 表示的是程序结束时的全局最优解,即黑线的长度表示的距离。

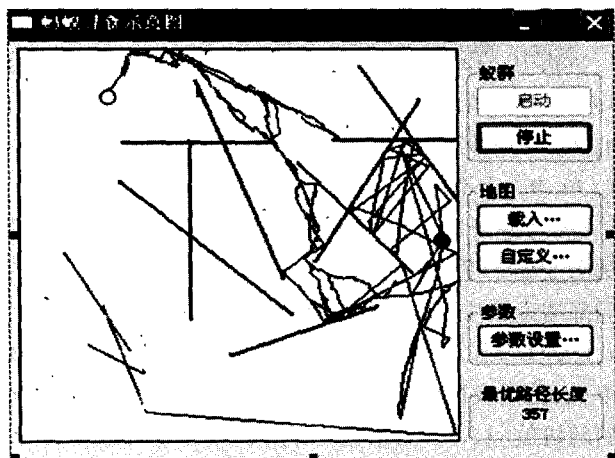


图 1 运行过程图

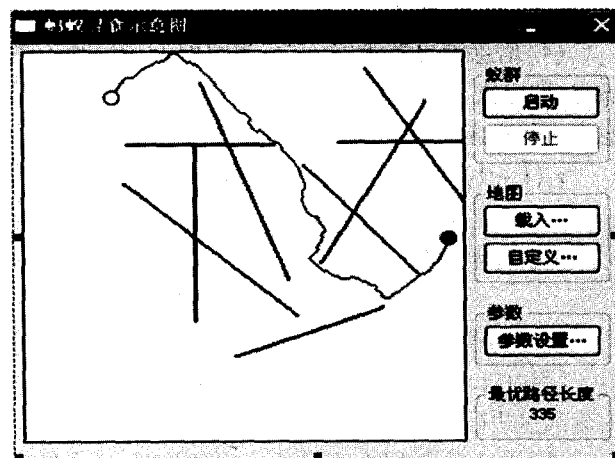


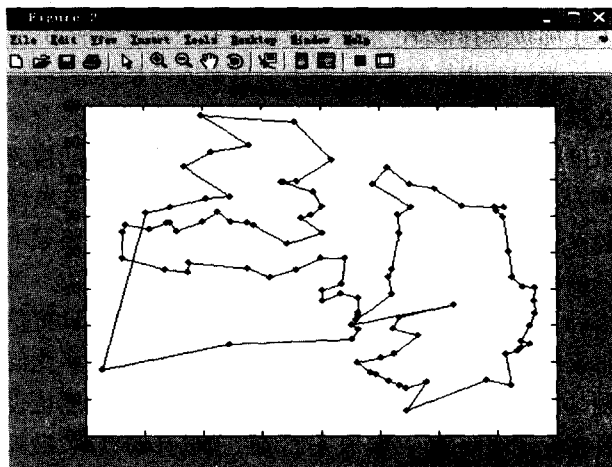
图 2 运行结果图

通过对蚂蚁寻食过程的模拟,从图 3 中可以观察

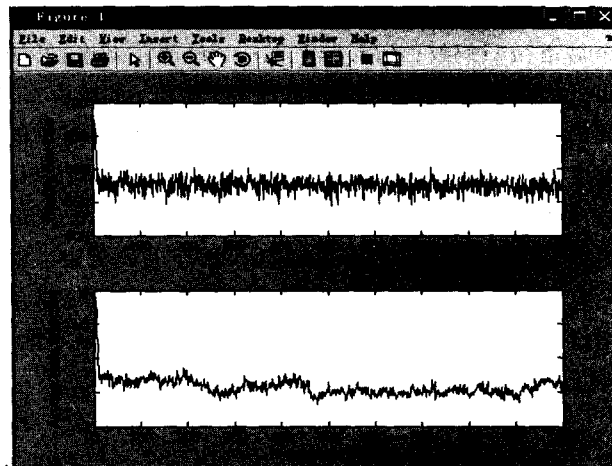
到该算法可以很好地找到全局最优解,并且经过运行多次均可以得出相对较好的路径长度,因此可以看出本算法具有良好的寻找路径的能力和好的稳定性。

3.2 对 TSP 问题的仿真实验

文中对 TSPLIB 中提供的 TSP 问题 gr96,pr76, ch150 以及 ulysses22 进行了仿真实验并与发布的最优解进行了比较。以 gr96 为例,各参数设定如下: $\alpha=1, \beta=5, \rho=0.35$,最大循环数 $N=1000$,变异因子 $p_k=0.01$,蚂蚁数等于城市数,即 $n=m=96, [0.1, 0.9]$ 为信息数浓度的范围。(http://elib. zib. de/pub/mp-testdata/tsp/tsplib/tsp/index. html) 发布的 gr96 问题的最优解为 552.09;由图 3(b)可知利用文中的算法得出的最优解 $GminL=544.7926$,最优解时的迭代次数为 $FRIT=508$ 。由此得出的结果说明文中所提出的算法在解决 TSP 问题时有良好的寻优路径的效果并且可保证在一定的运行时间内找到最优解。其它的最短距离的比较如表 1 所示。



(a) 最终路径



(b) 平均节点分支和迭代最佳成本

图 3 gr96 问题仿真实验图

通过对 TSP 问题的仿真实验得出,文中所提的算法在解决最短路径问题中具有良好的寻优路径的能力并且在收敛性上具有良好的性能。

表1 TSP问题的比较(实验参数有异)

TSP问题	已知最短路径	文中算法			
		GMinL	Average(GMinL)	FRIT	Average(FRIT)
Pr76	108159	108115.2875	108149.8376	570	550
ch150	6528	6526.9889	6528.1486	611	732
ulysses22	70.13	70.9683	71.1628	885	540

4 结束语

文中为了解决蚁群算法求解最短路径的早熟和停滞现象,提出了一种改进的基于更新信息素的蚁群算法。在算法中加入了随机选择概率和改进的局部搜索算法,实验表明,改进的蚁群算法具有良好的全局寻优能力,并具有较优的稳定性和收敛性。在试验中发现各参数对不同TSP问题的影响差别很大,并且参数的选择没有特别的依据。在算法实验中发现,解决结点数较少的问题时,尽量不添加随机选择概率;在解决结点数较大的问题时,可相应地增加随机选择概率。

参考文献:

- [1] Dorigo M, Gambardella L M. Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [2] 苏克军,熊选东,杨斌.改进蚁群算法求解旅行Agent问

题[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(32): 83-85.

- [3] Sim K M, Sun W H. Ant Colony Optimization for Routing and Load - Balancing: Survey and New Directions [J]. IEEE Transactions on System, 2003, 33(5): 560-572.
- [4] Wang Y, Xie J Y. An adaptive ant colony optimization algorithm and simulation [J]. J of System Simulation, 2002, 14(1): 32-33.
- [5] 刑文训,谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京:清华大学出版社, 1999.
- [6] 李开荣,陈宏建,陈峻. 一种动态自适应蚁群算法[J]. 计算机工程与应用, 2004(29): 149-152.
- [7] 胡小兵,黄席樾. 基于混合行为蚁群算法的研究[J]. 控制与决策, 2005, 20(1): 69-72.
- [8] 张兆军,冯祖仁,任志刚. 采用序优化的改进蚁群算法[J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(2): 15-19.
- [9] 毕军,付梦印,张宇河. 一种改进的蚁群算法求解最短路径问题[J]. 计算机工程与应用, 2003(3): 107-109.
- [10] 李勇,段正澄. 动态蚁群算法求解TSP问题[J]. 计算机工程与应用, 2003(17): 103-106.
- [11] 吴兵,叶春明. 基于遗传算法的误差因子粗糙集模型[J]. 微计算机信息, 2009, 25(25): 53-56.
- [12] 叶志伟,郑肇葆. 蚁群算法中参数 α 、 β 、 ρ 设置的研究——以TSP问题为例[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2004, 29(7): 597-601.

(上接第201页)

4 结束语

主要论述分析了火焰图像 HIS 空间域的分割算法实现,尽管空间域分割的精度不高,但这仅仅是对于区域的范围提取的精度而言,而对于在火灾判别中排除其他干扰物是十分有效的。从图3中可以看到该方法过滤掉了烟雾或非燃烧物,燃烧区域较完整地保留下来。这降低了后续如提取火焰边缘、计算燃烧面积、火焰质心移动和火焰尖角及圆形度等特征提取过程的计算量^[10]。并且火灾火焰的颜色直方图特征可以和火焰的尖角数变化率、火焰圆形度、火焰边缘闪烁率及火焰边缘抖动率等火灾判据相结合,作为分类器(如BP神经网络)^[11]的输入,实现火灾自动判别和火焰目标自动跟踪^[12]。

参考文献:

- [1] 徐仕玲,赵敏,徐建波. 野外早期火灾图像识别方法研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(6): 214-215.
- [2] 陈莹. 大空间图像型火灾探测和自动灭火技术的研究[D]. 天津:天津大学, 2006.
- [3] Walter Phillips III, Mubarak Shah, Niels da Vitoria Lobo. Flame Recognition in Video[J]. IEEE Applications of Com-

puter Vision, 2000(4-6): 224-229.

- [4] 陈涛,袁宏永,范维澄. 火灾探测技术研究的展望[J]. 火灾科学, 2001, 4: 108-112.
- [5] 李婷. 浅谈火灾探测中的图像分析[J]. 信息技术, 2006, 11: 35-37.
- [6] 李弼程,彭天强,彭波. 智能图像处理技术[M]. 北京:电子工业出版社, 2004.
- [7] 付忠良. 图像阈值选取方法的构造[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5(6): 466-469.
- [8] OSTUN. Athreshold selection method fromgray-level histogram[J]. IEEE Trans. SMC, 1979, 9(1): 62-69.
- [9] 杨帆. 数字图像处理与分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2007.
- [10] 王欣刚,魏峥,刘东昌,等. 基于烟雾动态特征分析的实时火灾检测[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(11): 10-12.
- [11] 阎平凡,张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京:清华大学出版社, 2002: 17-28.
- [12] Yang L, Deng Z, Fan W, et al. Experimental study on characteristics at early stage offire-Measurement and analysis on early development of flame image area[J]. Journal of Fire Sciences, 2001, 19: 190-203.