

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2012.04.008

一种基于信息素变化的改进蚁群算法

刘海军¹, 彭绍雄², 高传斌¹, 邹强²

(1. 海军航空工程学院研究生管理大队, 山东 烟台 264001;

2. 海军航空工程学院飞行器工程系, 山东 烟台 264001)

摘要: 针对蚁群算法搜索时间长、易陷于局部最优解的缺点, 提出一种增幅递减的局部信息素更新模型。通过分析现有蚁群算法信息素更新模型陷入局部最优的原因, 借鉴蚁群模型退火算法思想, 根据假设推导出增幅递减信息素更新模型, 分析该模型对算法复杂度的影响, 并分别采用 4 种信息素更新模型求解最短路径问题。仿真结果表明, 该模型能较好地抑制算法陷入局部最优解问题。

关键词: 蚁群算法; 增幅递减; 局部最优; 信息素变化

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

An Improved Ant Colony Algorithm Based on Pheromone Changing

Liu Haijun¹, Peng Shaoxiong², Gao Chuanbin, Zou Qiang²(1. *Administrant Brigade of Postgraduate, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China;*2. *Dept. of Aircraft Engineering, Naval Aeronautical & Astronautical University, Yantai 264001, China*)

Abstract: The ant colony algorithm search time is long and it is easy to fall into the local optimal. Put forward the amplitude descending local phenomenon renovating model. Through analyzing why the present algorithm fall into the local optimal, and using ant colony recombining algorithm, and according to hypothesis deduce amplitude descending local phenomenon renovating model, and analyze influence of model on algorithm complexity. Then use four pheromone renovating models to solve the shortest path problems. The simulation result shows that the model can restrain the algorithm to fall into the local optimal.

Key words: ant colony algorithm; amplitude descending; local optimal problem; growth changing

0 引言

1991 年, 在法国巴黎召开的第一届欧洲人工生命会议 (european conference on artificial life, ECAL) 上, 意大利学者 Dorigo 等提出了蚁群算法的基本模型。该算法采用了分布式并行计算机制, 易与其他算法结合, 且具有较强的鲁棒性, 但缺点是搜索时间长、易陷于局部最优解。

为了抑制陷入局部最优, 许多学者对基本蚁群算法进行了改进, 主要包括: 蚁群系统 ACS (ant colony system)、AQS (ant quantity system)、ADS (ant density system)^[1]、最值蚁群系统^[2] MMAS (max-min ant system)、带精英策略的蚁群系统^[3] ASSES (ant system with elitist strategy)、基于优化排序蚁群系统^[4] RBVAS (rank-based version of ant system)、多态蚁群算法^[5]等。而蚁群模拟退火算法^[6]、蚁群聚类算法^[7]、蚁群混沌混合算法^[8]、混合蚁群算法^[9]等则是通过引入其他优化算法来防止蚁群陷入局部最优。

这些方法中, 信息素更新相关模型主要是 ACS、AQS、ADS 和 MMAS。路径上信息素浓度的增量计算是蚁群算法的关键^[6], 蚁群前进时信息素浓度变化规律一定程度上决定着蚁群下一条路径的选择, 也是导致蚁群算法陷入局部最优的关键因素之一。因此, 笔者通过分析蚁群算法过程中信息素变化与最优结果的关系, 提出一种新的信息素更新方法。

1 蚁群算法模型

设 m 为蚁群中蚂蚁的总数量, $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻在节点 i 和 j 之间路径上的信息素的浓度。初次迭代时, 各条路径上信息素的浓度相同, 设 $\tau_{ij}(t) = h$ (h 为常数)。蚂蚁 $k(k=1, 2, \dots, m)$ 在运动过程中, 根据各条路径上的信息素浓度决定转移方向; 在搜索过程中, 蚂蚁根据各条路径上的信息素浓度及启发信息来计算状态转移概率^[10-12]。 $p_{ij}^k(t)$ 为 t 时刻蚂蚁 k 从节点 i 转移到节点 j 的概率, 其计算公式为^[13]:

收稿日期: 2011-10-05; 修回日期: 2011-11-10

作者简介: 刘海军(1985—), 男, 湖南人, 硕士研究生, 从事系统运筹与优化研究。

$$p_{ij}^k \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ik}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta} & \text{若 } j \in allowed_k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $allowed_k$ 为蚂蚁下一步允许选择的的城市; α 为信息启发式因子, 表示轨迹的相对重要性, 反映蚂蚁在运动过程中所积累的信息在蚂蚁运动时所起的作用, 其值越大, 该蚂蚁越倾向于选择其他蚂蚁经过的路径; β 为期望启发式因子, 表示能见度的相对重要性, 反映了蚂蚁在运动过程中启发信息在选择路径时的受重视程度, 其值越大, 则该状态转移概率越接近贪心规则; $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$ 为启发函数, d_{ij} 为结点 i 和 j 之间的距离。

迭代次数 t 每增加 1 次, 各条路径上的信息素就要挥发 1 次。所有蚂蚁完成 1 次迭代循环, 各路径上信息素的浓度根据式 (2) 和式 (3) 作调整^[13-15]。

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 表示第 k 只蚂蚁在第 t 次迭代循环中留在路径 (i, j) 上的信息素的浓度; ρ 为信息素挥发因子; $(1-\rho)$ 为信息素保留率, 为防止信息素的无限累积, ρ 的取值范围为 $[0, 1]$; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为本次循环所有 m 只蚂蚁在路径 (i, j) 上所释放的信息素浓度之和。

Dorigo 等给出的 3 种不同模型下 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 变化规律如下^[13-14]:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L_k, \text{ACS模型} \\ Q/d_{ij}, \text{AQS模型} \\ Q, \text{ADS模型} \\ 0 & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁本次循环经过 } (i, j) \\ \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

式中: Q 为信息素强度; L_k 为第 k 只蚂蚁在本次循环中所走路径的总长度。区别是第 1 种是利用整体信息, 即蚂蚁完成一次循环后更新所有路径上的信息素, 后 2 种利用的是局部信息, 即蚂蚁完成一步后更新路径上的信息素。通常采用 ACS 模型作为蚁群算法的基本模型^[13]。

通过转移概率计算公式 p_{ij}^k 和 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 的更新模型分析可知:

第 1 代蚁群选择路径很大程度上取决于当前位置与下一位置之间距离, 距离越小, 选择概率越大。

选择完后通过 $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 对选择结果进行修正, 以达到最终全局最优。但走过同一局部最优路线的蚂蚁可能较多, 而整条路径上信息素增加相同, 使得该路线信息素增长过快, 导致修正效果被削弱, 算法陷入局部最优。

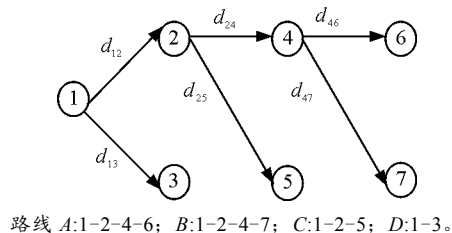
如果能找到一种方法抑制局部最优路径上信息素的过快增长, 则可以缓解算法陷入局部最优问题。

2 增幅递减的局部信息素更新模型

2.1 模型提出

蚁群退火算法^[6]采用的抑制局部最优思想: 运用蚁群算法寻找最优路径, 然后选择最优路径的邻近路径(更改最优路径上的某几个节点), 利用模拟退火算法比较新得路径与最优路径的大小, 从而判断蚁群寻得的最优路径是否为全局最优。

鉴于此, 在蚂蚁搜索时提出一种假设: 假设每一代中第 k 只蚂蚁搜索到的路径 L_k 不是最短路径, 此时蚂蚁经过路径上信息素增加为 $\Delta\tau_{L_k} = q/L_k$, 去掉该路径最末一分支之后的所有路径(以图 1 为例, 假设第 1 次搜索到路径 A , 则去掉路径 d_{46}); 下一只蚂蚁继续搜索时在新的路径中搜索最短路径, 并进行类似处理。依此类推, 直到这一代蚂蚁全部搜索结束, 比较所有搜寻到的路径, 取最优值 L^* 为全局最优值, 更新信息素。通过这种假设, 可以使蚁群搜索范围扩大, 搜索到全局最优解可能性增加。



路线 A: 1-2-4-6; B: 1-2-4-7; C: 1-2-5; D: 1-3。

图 1 路径示意图

以图 1 所示路径分析各节点间信息素变化(取每代蚂蚁数为 3), 作如下假设:

1) 第 1 只蚂蚁通过路径 A , 各节点间信息素增量:

$$\Delta\tau_{ij} = q/L_1, L_1 = d_{12} + d_{24} + d_{46}, ij \in A \quad (4)$$

2) 第 2 只蚂蚁通过路径 B , 各节点间信息素增量:

$$\Delta\tau_{ij} = q/L_2, L_2 = d_{12} + d_{24} + d_{47}, ij \in B \quad (5)$$

3) 第 3 只蚂蚁通过路径 C , 各节点间信息素增量:

$$\Delta\tau_{ij} = q/L_3, L_3 = d_{12} + d_{25}, ij \in C \quad (6)$$

统计各节点间路径上信息素增量:

$$\begin{cases} \Delta\tau_{12} = q/L_1 + q/L_2 + q/L_3 \\ \Delta\tau_{24} = q/L_1 + q/L_2 \\ \Delta\tau_{25} = q/L_3 \\ \Delta\tau_{46} = q/L_1 \\ \Delta\tau_{47} = q/L_2 \end{cases} \quad (7)$$

根据信息素变化易得出: 各条路径上信息素增幅随着节点增加而阶梯下降。如果在蚁群算法中采用这种阶梯递减的信息素更新方式, 便可以达到类似假设条件下提高全局寻优的效果。

以路径 A 为例, 为计算方便, 对信息素增幅进行适当缩放, 得:

$$\Delta\tau_{12} = 3q/L_1, \quad \Delta\tau_{24} = 2q/L_1, \quad \Delta\tau_{46} = q/L_1$$

为防止信息素增长过快, 令

$$\Delta\tau_{12} + \Delta\tau_{24} + \Delta\tau_{46} = Q \quad (8)$$

得:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \frac{ts - (\lambda - 1)}{\sum_{\lambda=1}^{ts} \lambda} \cdot \frac{Q}{L_k} \quad (9)$$

式中: ij 为第 k 只蚂蚁经过的第 λ 段路径; ts 为该蚂蚁通过路径中节点总数。

2.2 复杂度分析

根据文献[13]提出的复杂度计算方法, 蚁群算法的复杂度计算公式有:

$$\text{时间复杂度: } T(n) = O(N_c \cdot n^2 \cdot m) \quad (10)$$

$$\text{空间复杂度: } S(n) = O(n^2) + O(n \cdot m) \quad (11)$$

式中: N_c 为最大迭代次数; n 为城市节点数; m 为每代蚁群中蚂蚁数量。

可知: 信息素更新策略对算法复杂度不会产生较大影响。采用增幅递减信息素更新模型与采用式(3)模型具有相同的算法复杂度。

3 模型仿真对比

以图 2 所示最短路模型为待求问题, 在各蚁群模型上加入 MMAS 算法和轮盘赌选择策略以达到快速收敛的目的, 选择参数: $\alpha = 1.5, \beta = 0.6, Q = 4.5$, 单代蚂蚁数 $m = 20$, 迭代次数为 200, 信息素限制范围 $[0.2, 3]$ 。仿真结果如图 3~图 6。

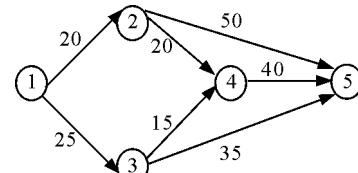
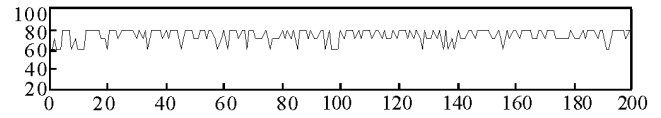
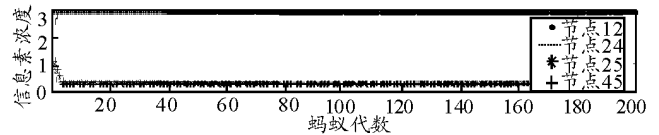


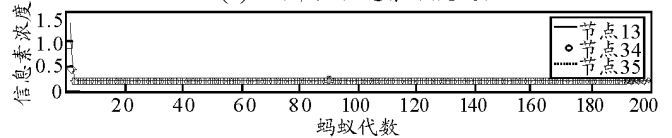
图 2 五节点最短路网络模型



(a) ACS 模型各代最短路结果

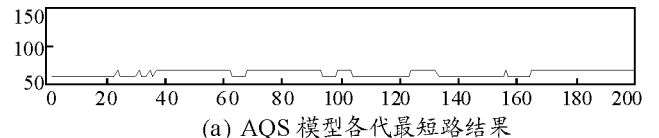


(b) 两节点信息素浓度变化

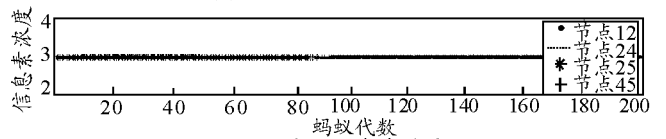


(c) 两节点信息素浓度变化

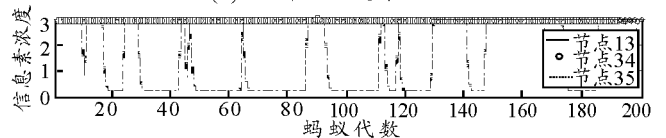
图 3 ACS 仿真图



(a) AQS 模型各代最短路结果

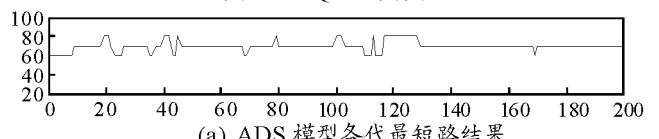


(b) 两节点信息素浓度变化

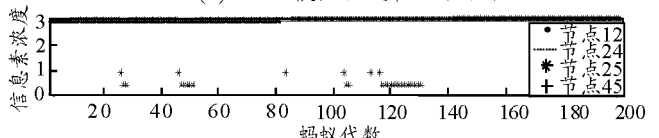


(c) 两节点信息素浓度变化

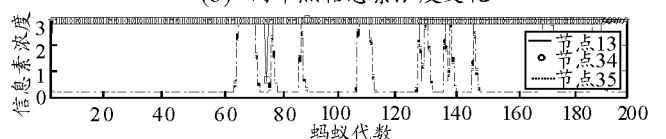
图 4 AQS 仿真图



(a) ADS 模型各代最短路结果



(b) 两节点信息素浓度变化



(c) 两节点信息素浓度变化

图 5 ADS 仿真图

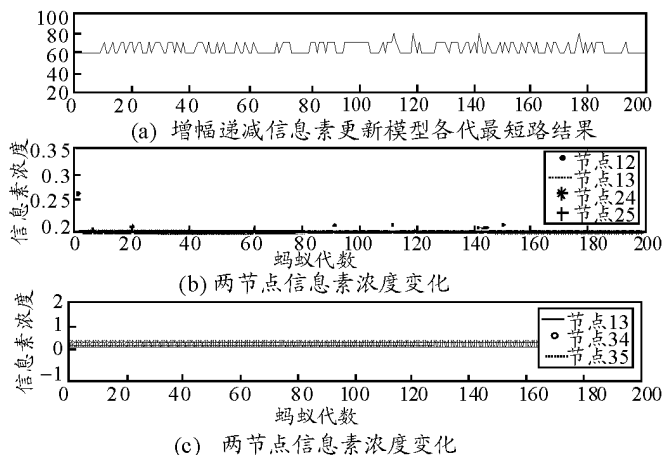


图6 采用增幅递减策略仿真图

各模型寻优概率如表1。

表1 各模型仿真寻到最优路径概率

| 模型 | 寻优概率 | 模型 | 寻优概率 |
|-----|-------|------|-------|
| ACS | 0.115 | 增幅递减 | 0.570 |
| AQS | 0.305 | 更新模型 | |
| ADS | 0.085 | | |

通过对比, 可以发现: 采用增幅递减更新模型后, 算法寻优能力明显增强, 达到了设计的目的。

4 结论

通过运用 ACS、AQS 和 ADS 3 种信息素更新模型求解最短路问题, 分析各方法中路径上信息素的变化规律与最优解的关系, 提出一种增幅递减的局部信息素更新模型。通过对同一最短路问题进行仿真, 验证了改进的信息素更新策略对蚁群算法局部最优问题有较好的抑制作用, 且没有明显增加运算时间。因此, 增幅递减局部信息素更新模型在抑制蚁群算法陷入局部最优方面具有一定的优势。

参考文献:

[1] Gorigo M, Maniezzo V, Colornt A. Positive Feedback as a Search Strategy[R]. Technical Report NO.91-016. Politecnico Dimilano, Italy: Later published as

Optimization by a colony of cooperating agents, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B. 1991.

[2] Stutzle T, Hoos H. Max-Min Ant System[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(8): 889-914.

[3] Bullnheimer B, FHartl R, Strauss C. A New Rank-Based Version of The Ant System: A Computational Study[C]. Institute of Management Science, University of Vllnne, English 1997.

[4] Maniezzo V, Colorni A, Dorigo M. The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem[R]. Belgium: Technical Rport IRIDIA/94-28, Universite Libre de ZBruxelles, 1994.

[5] 徐精明, 曹先彬, 王煦法. 多态蚁群算法[J]. 中国科学大学学报, 2005, 35(1): 51-65.

[6] 杨慧, 王直. 基于蚁群退火算法的最优航线设计[J]. 现代电子技术, 2009(1): 188-190.

[7] Lumer E, Faieta B, Diversity and adaptation in populations of clustering ants[C]. Proc. Third OInternational Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animates 3. Cambridge, MA: MITPress, 1994: 91-95.

[8] 修春波, 张宇何. 蚁群混沌混合优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 21(2): 43-45.

[9] 丁秋雷. 带有时间窗的车辆路径问题的混合蚁群算法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2005.

[10] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.

[11] 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, 1996, 26(1): 29-41.

[12] 胡世余, 谢剑英. 基于混沌神经网络的最短路径路由算法[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(8): 118-121.

[13] 段海滨, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算[M]. 北京: 科学出版社, 2011.

[14] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 具有变异特征的蚁群算法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(10): 124-127.

[15] 谢金星, 刑文训, 王振波. 网络优化[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2009.

(上接第 27 页)

5 总结

基于 VPX 总线的高级计算平台性能高、带宽高、稳定性好、抗干扰能力强、维护方便, 适用于恶劣工作环境。笔者设计的平台产品已在不同环境下进行了长时间测试, 运行稳定可靠, 各项技术指标良好。伴随着计算机在各个领域的不断深入, 该设计平台必将被广泛应用到未来的数字化社会中。

参考文献:

[1] 张天林, 张思敏. CPCI-E 与 VPX 总线标准的比较分析

[J]. 工业控制计算机, 2009, 22(7): 1-2.

[2] American National Standard for VPX Baseline Standard. 46.0-2007 ANSI/VITA[S]. America: VITA, 2007: 18-48.

[3] American National Standard for Environments, Design and Construction, Safety, and Quality for Plug-In Units Standard. 47-2005 ANSI/VITA[S]. America: VITA, 2007: 12-20.

[4] P4080 QorIQ™ Integrated Multicore Communication Processor Family Reference Manual[Z]. America: Freescale, 2010: 1-48.

[5] Intelligent Platform Management Interface Specification v1.5[Z]. America: Intel、Hewlett-Pachard、NEC、Dell, 2002: 40-68.