

一种求解高校路网的改进蚁群算法策略与应用

方 昕

(安康学院 电子与信息工程系, 陕西 安康 725000)

摘 要:针对标准蚁群算法易陷入早熟收敛的缺陷且为求解高校路网问题,提出一种求解高校路网的改进蚁群算法。该算法引入了一定比例的逆向蚁群与自平衡搜索策略,以平衡两种群求解并判定算法是否陷入局部最优,采用改进的状态转移概率算子引导蚁群转移,有效提高算法性能,增加种群多样性。实验以 Visual Studio2005 中 C++编程实现仿真,结果表明此算法不但能有效求解高校路网最短路径,而且改进的算法收敛精度高,有效克服了早熟收敛问题。

关键词:高校路网;逆向蚁群;最短路径;改进蚁群算法

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)12-0142-04

Strategies and Application of Improved Ant Colony Algorithm to Solve University Path

FANG Xin

(Dept. of Electronic and Information Engineering, Ankang University, Ankang 725000, China)

Abstract: Standard ant colony algorithm (ACO) easily leads to premature convergence in solving university path problem. To overcome this shortcoming, improved ACO is proposed. The ACO introduces a certain percentage reverse ant colony and self-balancing strategy to judge whether ACO starts to a local optimum solution. And a modified state transition operator will guide the ant colony transfer to effectively improve the performance and increase the diversity. There use C++ programming of Visual Studio2005. net. The results show that this algorithm can not only effectively solve the university shortest path problem, but also has high convergence precision and overcomes premature convergence effectively.

Key words: university path; reverse ant colony; shortest path; improved ant colony algorithm

0 引 言

随着人们对生物进化的认知,在20世纪90年代,意大利学者Dorigo M.等人^[1]在1992年最先提出了一种模拟蚂蚁群体觅食行为的智能蚁群算法(ACO)。该算法具有可并行、运行快、鲁棒性好等优点^[2],被用来求解许多组合优化问题^[3]。虽然蚁群算法有很多优点,但是也具有一定缺点。蚁群算法在搜索过程中易陷入局部最优,使得此时最优解的信息素浓度远大于其他解,从而蚂蚁都停留在此无法继续寻找空间中全局最优解。因此,蚁群算法逐渐被改进并有了新的进展。

目前,该算法新进展主要可分为理论方面和应用方面。理论方面主要体现在算法数学模型及算法参数

研究。应用方面主要体现在求解静态组合优化问题^[4,5]和动态组合优化问题^[6]。例如:朱绍伟^[7]等人提出从三个方面对算法进行改进并求解TSP问题;占志刚^[8]等人提出一种自适应策略帮助算法摆脱局部极值求解TSP问题;杨延庆^[9]等人对最大最小蚁群算法进行改进来求解TSP问题;吴建辉^[10]等提出了一种自适应多态免疫的蚁群算法;张煜东^[11]等又提出了一种隶属云模型蚁群算法来求解TSP问题;王更生^[12]等提出具有DACS3的改进蚁群算法来求解TSP问题。上述这些改进算法都从蚁周模型ACS入手,但是针对适合大型网络及实际数据的较好求解精度的ACO算法尚甚少,因此文中提出了求解高校路网的改进ACO算法。

该算法针对此处最短路径问题,分析并建立了由高校节点构成的路网并通过数学运算赋予相应权值,从而确保此路网符合蚁群算法模型求解。此外为了抑制过早收敛及增强蚁群多样性,ACO引入了一定比例的逆向蚁群及自平衡搜索策略来提高求解精度和运算效率,同时每个种群都跟随启发信息进行节点搜索,根

收稿日期:2012-03-28;修回日期:2012-06-30

基金项目:陕西省科学技术研究计划项目(2010JM3020);安康学院计算机应用技术重点学科项目(AKXYZDXK 003);安康学院计算机科学与技术重点学科项目

作者简介:方 昕(1985-),女,陕西西安人,助教,硕士,主要研究方向为智能算法、GIS。

据改进的转移状态概率更新信息素浓度,最终寻找到全局最优路径。

1 高校路网的蚁群算法实现

以 Dorigo M 提出的蚁周系统 (Ant-Cycle System) 模型和 TSP 问题图论描述为参考,这里需要将高校路网抽象成为一个加权图 $G(V, E)$, 其中 V 代表了高校节点集, E 代表了两节点间路径权集即 d_{ij} 的集合, 且为非负权值。高校路网问题可描述为: 设 s, t 分别为高校路网起始节点与目标节点, 通过 ACO 在这个 G 图上求解一条从起始节点 s 到目标节点 t 的最短路径。

在 ACO 求解过程中, 每只蚂蚁自身都带有“目标”信息素和“起始”信息素, 每走一个节点都会根据路径长度释放一定浓度的相应信息素, 而如果某些节点长时间没有被其它蚂蚁访问, 那么信息素会随时间而流失。每只蚂蚁每次会根据状态转移概率来选择下一个要走的节点, 且被选择节点在此次任务中不能再被选中, 可通过禁忌表 (tabulist) 实现。总之, 整个蚁群中蚂蚁会根据节点间边的信息素浓度和状态转移概率判断下一个访问节点, 其中在整个搜索过程中存在如下重要参数:

m —蚂蚁总数;

d_{ij} —高校节点 v_i 和 v_j 间的距离长度;

$b_i(t)$ —第 t 次循环即第 t 次迭代时高校节点 v_i 上的蚂蚁个数;

η_{ij} —边 (v_i, v_j) 的启发信息;

$p_{ij}^k(t)$ —蚂蚁 k 在第 t 次迭代下根据启发信息转移到下一个节点 v_j 的概率;

τ_{ij} —边 (v_i, v_j) 的信息素浓度;

$\Delta\tau_{ij}^k(t)$ —蚂蚁 k 在第 t 次迭代下在边 (v_i, v_j) 上留下的信息素浓度, 其值越大说明蚂蚁访问路径长度越短; 以 Ant-Cycle 模型^[13]为参考, 信息素浓度计算如下:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{if 蚂蚁 } k \text{ 经过边 } (v_i, v_j) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

式中: Q 表示信息素强度; L_k 表示蚂蚁 k 所走路径总长度。

(1) 当 $t=0$ 时即开始搜索初始阶段蚂蚁各条边上信息素相等为 const 常数, 蚂蚁 $k=(1, 2, \dots, m)$, 根据信息素浓度蚂蚁状态转移概率为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{\mu \in \text{allowed}_k} \tau_{i\mu}^\alpha(t) \eta_{i\mu}^\beta(t)}, & \text{if } j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

式中: allowed_k 表示蚂蚁 k 下一步能走的高校节点集合; α 表示蚂蚁 k 自身积累的信息; β 表示启发信息对蚂蚁 k 的决策影响。

(2) 蚂蚁在第 t 次迭代访问过若干个高校节点后, ACO 会将这些节点放入一个禁忌表 (tabulist) 中, 防止这些节点在本次迭代中再次被访问, 以便蚂蚁 k 去访问其他未访问过的节点。当本次迭代结束时, 禁忌表中已记录了蚂蚁当前所访问的节点。随后禁忌表被清空, 以便蚂蚁更新路径上的信息素继续下一次迭代操作。信息素更新公式如下:

$$\begin{cases} \tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + (1-\rho) \Delta\tau_{ij} \\ \Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}(t)$ 表示在第 t 次迭代中边 (v_i, v_j) 信息素增量; $(1-\rho)$ 表示信息素挥发系数, 一般 $0 < \rho < 1$ 。

这 m 只蚂蚁会从初始阶段开始根据公式(1)、公式(2)、公式(3)完成节点选取, 信息素更新, 迭代更新直到满足终止条件并输出结果。通过实验发现 ACO 算法能够求解高校路网最短路径, 但是求得的解不是非常理想, 在求解过程中不能保证每次蚁群寻找的路径与最优路径最为接近。这是因为如果蚁群寻找到的初始路径由于信息素更新使得这条路径信息素浓度高, 导致蚁群会向此条路径聚集, 而此条路径又不是最短路径, 那么整个蚁群会陷入局部最优而无法再进一步求解。因此文中针对此缺陷对 ACO 算法做了一些改进。

2 蚁群算法的改进策略

2.1 逆向蚁群搜索策略

将蚁群分为两个目标相反的种群, 种群 S 和种群 T 。种群 S 的蚂蚁总数为 m_1 , 种群 T 的蚂蚁总数为 m_2 , 则 $m=m_1+m_2$; 种群 S 中的蚂蚁从起始高校节点出发寻找一条到目标节点 t 的最短路径, 种群 T 中的蚂蚁从目标节点 t 出发寻找一条到起始节点 s 的最短路径即逆向种群。两种群的共同任务都是寻找一条 s 和 t 间的最短路径, 只要有一只蚂蚁找到符合条件的最短路径则算法运行结束。在寻找最短路径过程中, 两群体各自相对独立一起完成各自的任务, 同时也会执行信息素浓度更新。但是值得注意的是, 种群 S 和种群 T 之间所占蚁群的比例分配将直接影响 ACO 算法寻优结果。经研究发现目前还未存在现成公式或方法来决定种群 S 和种群 T 的分配比例, 因此只能通过多次实验获取经验值, 这里为了平衡两种群规模及同时寻优将种群分配概率设为 0.5, 即 $m_1:m_2=1:1$ 。使得蚁群多样性得到保证, 同时两种群在完成各自任务时也会分享对方的搜索成果, 使得算法的搜索空间减少

约一半,提高算法运行效率。

可是实验发现这样并不能保证逆向蚁群 T 和蚁群 S 的全局搜索能力,因此文中在此基础上又提出了自平衡搜索策略来确保蚁群 S 和蚁群 T 在迭代更新过程中的全局搜索能力。

2.2 自平衡搜索策略

为了保证逆向蚁群 S 和蚁群 T 不易陷入局部最优,在蚂蚁选择下一个节点概率中加入一个判定参数 p , p 是提前预定值。在 S 中的蚂蚁 k_1 和 T 中的蚂蚁 k_2 选择下一节点时产生一个均匀分布在 $[0,1]$ 上的随机数 r_1 和 r_2 ,通过 r 与 p 的比较来确定蚂蚁 k_1 和 k_2 的状态转移概率,改进的概率公式为:

$$pS_{ij}^{k1}(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{\alpha}(t)\eta_{ij}^{\beta}(t)}{\sum_{\mu \in \text{allowed}_{k1}} \tau_{i\mu}^{\alpha}(t)\eta_{i\mu}^{\beta}(t)}, & \text{if } r_1 > p \text{ 且 } j \in \text{allowed}_{k1} \\ \frac{\eta_{ij}(t)}{\sum_{\mu \in \text{allowed}_{k1}} \eta_{i\mu}(t)}, & \text{else} \end{cases}$$

$$pT_{ij}^{k2}(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{\alpha}(t)\eta_{ij}^{\beta}(t)}{\sum_{\mu \in \text{allowed}_{k2}} \tau_{i\mu}^{\alpha}(t)\eta_{i\mu}^{\beta}(t)}, & \text{if } r_2 > p \text{ 且 } j \in \text{allowed}_{k2} \\ \frac{\eta_{ij}(t)}{\sum_{\mu \in \text{allowed}_{k2}} \eta_{i\mu}(t)}, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

根据公式(4)对原有状态转移概率进行改进,来避免不是最短路径上的正反馈信息对蚂蚁选择节点的误导,也有效抑制了蚂蚁都聚集在这条路径上而陷入局部最优的发生,其中参数 p 取值为 0.02(经验值)。

2.3 改进蚁群算法步骤

对于上述的改进蚁群算法可将求解高校路网最短路径描述为:

Step 1:初始化各参数,指定起点 s 和终点 t ,最大迭代次数 t_{\max} ;

Step 2:迭代次数 t 初始值为 0,将蚁群 S 和蚁群 T 分别置入起始点和目标点;

Step 3:根据公式(2)计算各自群体下个节点 j 的概率;

Step 4:初始化禁忌表 tabulist 、允许节点表 allowed 等,迭代次数 $t=t+1$;

Step 5:产生随机数 r 与参数 p ;

Step 6:根据公式(4)计算蚁群各自的转移概率 $P(t)$;

Step 7:蚂蚁修改自身禁忌表 tabulist ,并移动到下一节点 j ;

Step 8:根据公式(3)更新每条路径上的信息素;

Step 9:判定是否满足结束条件;如果是,则转到

Step 10;否则转到 Step 4;

Step 10:算法结束并输出结果。

算法结束条件:达到预定最大迭代次数或者预定目标值。

3 实验结果与分析

这里的路网模型参考了文献[14]的网络结构,通过高校地理坐标空间投影构成带权图,图中节点个数为 16,每个节点代表一所高校,高校节点编码为 1,2,3,...,15,16,节点边数为 35。实验在 Visual Studio2005.net 环境下用 VC++ 编程实现,算法参数均为经验值,信息素丢失率 $R=0.1$, $\alpha=1$, $\beta=5$,最大迭代次数 $t_{\max}=200$,蚂蚁个数取 100,初始信息素取 0,信息素强度 $Q=100$,参数 $p=0.02$ 。为了更好地体现算法性能,算法在每组参数下求解 20 次得平均解和最优解,并与 ACO 算法和 Dijkstra 算法结果进行比较。其中,路网最短路径的起始点设为 1,目标点设为 16。

硬件环境: Intel2.38GHz,内存 1GB;

操作系统: Microsoft Windows XP;

软件环境: Visual Studio2005。

表 1 路径长度对比

算 法	最优解(km)	平均解(km)
Dijkstra	13.9	13.9
ACO	14.375	14.741
改进 ACO	13.9	14.494

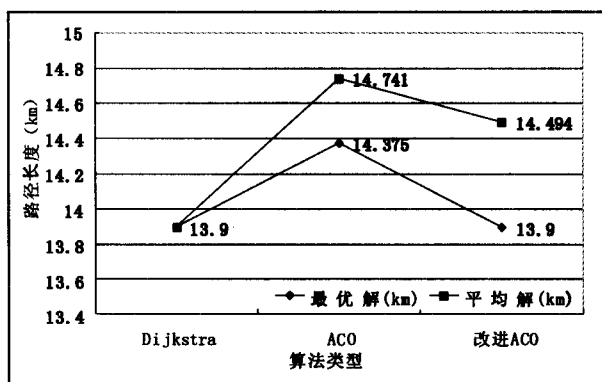


图 1 路径长度对比

由表 1,图 1 可看出 ACO 算法能有效求解高校路网最短路径,不同 ACO 算法求解的路径长度、平均解、最优解都不同,因为一个仿生优化算法每次得到的解都有可能不同。为了比较蚁群算法和改进的蚁群算法性能,以 Dijkstra 算法作为参照,可知蚁群算法与 Dijkstra 算法的平均解相差约 0.841 千米,最优路径为 1-→3-→7-→9-→15-→16;改进的蚁群算法与 Dijkstra 算法的平均解相差约 0.594 千米,最优路径为 1-→3-→9-→15-→16。这与 Dijkstra 算法求得的最短路径一样,而改进的蚁群算法比蚁群算法最优解减少了约 0.475 千

米,这说明具有逆向蚁群的自平衡策略的改进蚁群算法提高了原有ACO算法的性能,有效解决了ACO算法易陷入局部最优的问题,也保证了算法的收敛。

4 结束语

通过实现蚁群算法求解高校路网最短路径,发现了算法在求解过程中的不足,并提出改进方案。改进的ACO算法引入了逆向蚁群和自平衡策略的思想和求解方法,对蚁群的状态转移概率和算法求解步骤做了改进,扩大了解的搜索空间,增强了解的多样性,有效解决了蚁群早熟收敛的问题。

实验结果表明改进的ACO算法不仅能有效求解高校路网两点间的最短路径,而且有效解决了无用的正反馈信息对蚁群求解最短路径的干扰,提高了ACO算法的性能。对于具有NP难度的路网问题,可将此算法扩充来适应更大网络的最短路径求解。这样算法的理论研究与应用研究也具有了一定的实际意义。

参考文献:

- [1] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colonies for the traveling salesman problem[J]. *BioSystems*, 1997, 43(2): 73-81.
- [2] Dorigo M. Special section on ant colony optimization[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 317-319.
- [3] Colomni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//*Proc of 1st European Conf on Artificial Life*. Paris, France; Elsevier Publishing, 1991: 134-142.
- [4] 马良, 项培军. 蚂蚁算法在组合优化中的应用[J]. *管理科学学报*, 2001(2): 32-37.
- [5] Hochbaum D S. Approximate algorithms for NP-hard problem[M]. [s. l.]: PWS Publishing Company, 1997: 181-184.
- [6] 陈立潮, 刘佳, 吕亚男. 带杂交算子的蚁群算法求解动态网络中的最短路径问题[J]. *计算机工程与科学*, 2007, 29(5): 81-83.
- [7] 朱绍伟, 徐夫田, 滕兆明. 一种改进蚁群算法求解最短路径的应用[J]. *计算机技术与发展*, 2011, 21(7): 202-205.
- [8] 占志刚, 张求明, 张盛意, 等. 一种改进的自适应蚁群算法求解TSP问题[J]. *计算机与数字工程*, 2010, 38(2): 11-14.
- [9] 杨延庆, 李鹏飞, 何博. 求解TSP问题的改进最大最小蚁群算法[J]. *西安工程大学学报*, 2010, 24(6): 818-820.
- [10] 吴建辉, 章兢, 刘朝华. 基于自适应多态免疫蚁群算法的TSP求解[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(5): 1653-1658.
- [11] 张煜东, 吴乐南, 王水花, 等. 基于隶属云模型蚁群算法与LK搜索的TSP求解[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(14): 46-54.
- [12] 王更生, 俞云新, 蔡求元, 等. 基于DACS3的改进蚁群算法求解TSP问题[J]. *华东交通大学学报*, 2010, 27(2): 57-61.
- [13] Dorigo M, Caro G D. Ant colony optimization: a new meta-heuristic[C]//*Proc. of the 1999 congress on evolutionary computation*. Washington: IEEE Press, 1999.
- [14] Ahn C W, Ramakrishna R S. A genetic algorithm for shortest path routing problem and the sizing of populations[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(6): 566-579.
- [1] Zheng J, David D, Zhang Y, et al. An Algorithm for Video Monitoring under a Slow Moving Background[C]//*IEEE Proceedings of First International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. [s. l.]: [s. n.], 2002: 1626-1629.
- [2] Du Y, Zhou A, Yuan F. Moving Object Detection for Video Monitoring Systems[C]//*Proceedings of the 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments*. [s. l.]: [s. n.], 2007: 814-817.
- [3] 朱克忠. 基于光流法对移动目标的视频检测与应用研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2007.
- [4] Stauffer C, Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//*Proceedings of the 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Fort Collins, CO: [s. n.], 1999.
- [5] 王勇, 谭毅华, 田金文. 基于阴影消除和混合高斯模型的视频分割算法[J]. *光电工程*, 2008, 35(3): 21-25.
- [6] 陈云峰. 图像高斯混合模型的判别学习方法[D]. 北京: 北京理工大学, 2009.
- [7] 吴岳洲, 熊运余. 基于HSV颜色空间检测与Gabor筛选器的阴影检测[J]. *光电子·激光*, 2009, 20(12): 1626-1630.
- [8] 叶丽燕, 赵建民, 朱信忠. 基于梯度特征的阴影检测方法[J]. *计算机技术与发展*, 2009, 19(10): 70-72.
- [9] 胡勇, 赵春霞. 单幅室外自然场景中的阴影检测与消除[J]. *南京理工大学学报(自然科学版)*, 2011, 35(1): 1-5.
- [10] Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Improving Shadow Suppression in Moving Object Detection with HSV Color Information[C]//*Proc. of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*. Oakland, USA: IEEE Press, 2001: 334-339.
- [11] 林坤杰, 万晓冬. 基于边缘信息及光照方向的阴影检测算法[J]. *计算机工程*, 2009, 35(20): 192-193.
- [12] 刘勃, 魏铭旭, 周荷琴. 混合交通环境中的阴影检测算法[J]. *信号处理*, 2005, 21(2): 172-177.
- [13] 王军利, 王树根. 一种基于RGB彩色空间的影像阴影检测方法[J]. *信息技术*, 2002, 26(12): 7-8.

(上接第141页)

参考文献: