

蚁群算法原理的仿真研究

胡小兵^{1,3},袁锐²,黄席樾³,易继军⁴

(1. 重庆大学数理学院,重庆 400044;2. 重庆大学软件学院,重庆 400044;

3. 重庆大学自动化学院,重庆 400044;4. 长沙理工大学汽车与机电工程系,湖南 长沙 410076)

摘要:从蚁群觅食行为受到启发,意大利学者 M. Dorigo 等人提出了一种新型的模拟进化算法——蚁群算法,初步的研究表明该算法具有极强的鲁棒性和发现较好解的能力。该文通过直接模拟真实蚁群的觅食行为,提出了一种真实蚁群模拟算法 (Real Ant Colony Simulating Algorithm, RACSA),并通过仿真实验对影响蚁群行为的因素(信息素的重要程度、信息素的蒸发系数、蚂蚁数及信息素留存量)进行了研究,其结论对蚁群算法的理论研究和算法实现具有重要的参考价值。

关键词:蚁群算法;最短路径问题;组合优化

中图分类号:TP391.9 **文献标识码:**A

Simulating Study on the Principle of Ant Colony Algorithm

HU Xiao-bing^{1,3}, YUAN Rui², HUANG Xi-yue³, Yi Ji-jun⁴

(1. School of Mathematics & Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. School of Software, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

3. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

4. Department of Motor & Electromechanical Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha Hunan 410076, China)

ABSTRACT: Inspiration from the foraging behavior of ant colony, a novel simulated evolutionary algorithm called ant colony algorithm (ACA) had been proposed by Italian researcher M. Dorigo et al.. Preliminary study had shown that the ACA algorithm was very robust and had great capabilities in searching better solution. In this paper, a real ant colony simulating algorithm (RACSA) which directly simulates the foraging behavior of ant colony, is proposed. The research on factors such as the importance of pheromone, evaporation coefficient of pheromone, amount of ant and the pheromone quantity deposited by ants is performed by simulated experiments and the results will be guidelines to theoretic research and design of other ant colony algorithms.

KEYWORDS: Ant colony algorithm; Shortest path problem; Combinatorial optimization

1 引言

从蚁群觅食过程中能够发现蚁巢与食物源之间的最短路径受到启发,同时利用该过程与著名的旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, TSP) 之间的相似性,意大利学者 M. Dorigo 等人提出了一种新型的模拟进化算法——蚂蚁系统 (Ant System, AS)^[1]。实验结果表明 AS 算法具有极强的鲁棒性和发现较好解的能力,但同时也存在一些缺陷,如收敛速度慢、易出现停滞现象等。针对该算法的不足,一些学者提出了改进的蚁群算法^[2];另一方面,蚁群算法在其它组合优化问题中的应用也得到空前的发展^[2]。目前,蚁群算法已在组合优化、计算机网络路由、连续函数优化、机器人路径规

划、数据挖掘、电网优化等领域取得了突出的成果^[2-5]。近年来,一些学者针对蚁群算法的共同特征提出了蚁群优化 (Ant Colony Optimization, ACO) 这一新概念^[2],为蚁群算法的理论研究和算法实现提供了一个统一的框架,更有利于该算法的发展。ACO 算法是一种基于群体、用于求解复杂组合优化问题的通用搜索技术。与真实蚂蚁通过外激素 (pheromone) 的留存和跟随行为进行间接通讯相类似,ACO 算法由一群简单的人工蚂蚁通过人工信息素 (即一种分布式的数字信息,人工蚂蚁利用该信息和问题相关的启发式信息逐步构造问题的解,相当于真实蚁群的外激素,简称信息素) 进行间接通讯,相互协作,从而突现 (emerging) 出问题的最优解。本文通过对真实蚁群行为的模拟仿真实验,研究了真实蚁群中蚂蚁数、信息素蒸发系数、信息素留存量以及信息素重要程

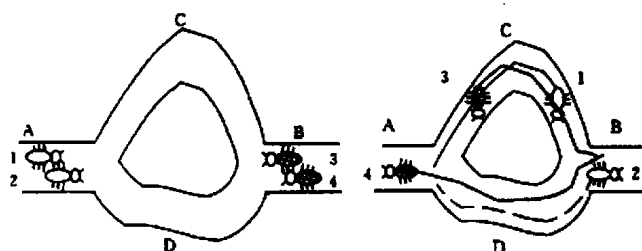
度因子等对蚁群行为的影响,得出的结论对蚁群算法的理论研究和算法实现都有很好的指导意义。

2 蚁群算法的原理

蚁群算法是受自然界中真实蚁群的集体行为的启发而提出的一种基于群体的模拟进化算法,属于随机搜索算法。M. Dorigo 等人充分利用了蚁群搜索食物的过程与旅行商问题(TSP)之间的相似性,通过人工模拟蚁群搜索食物的行为(即蚂蚁个体之间通过间接通讯与相互协作最终找到从蚁穴到食物源的最短路径)来求解 TSP 问题。为区别于真实蚁群,称算法中的蚂蚁为“人工蚂蚁”。

象蚂蚁这类群居动物,虽然个体的行为极其简单,但由这些简单的个体所组成的蚁群却表现出极其复杂的行为特征,能够完成复杂的任务;不仅如此,蚂蚁还能够适应环境的变化,如在蚁群运动路线上突然出现障碍物时,蚂蚁能够很快地重新找到最优路径。蚁群是如何完成这些复杂任务的呢?人们经过大量研究发现,蚂蚁个体之间是通过一种称之为外激素(pheromone)的物质进行信息传递,从而能相互协作,完成复杂的任务。蚁群之所以表现出复杂有序的行为,个体之间的信息交流与相互协作起着重要的作用。蚂蚁在运动过程中,能够在它所经过的路径上留下该种物质,而且能够感知这种物质的存在及其强度,并以此指导自己的运动方向。蚂蚁倾向于朝着该物质强度高的方向移动。因此,由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象:某一路径上走过的蚂蚁越多,则后来者选择该路径的概率就越大。蚂蚁个体之间就是通过这种信息的交流达到搜索食物的目的。

可以用图 1 中的实验解释蚁群是如何发现最优路径的。



(a) 蚂蚁开始选路

(b) 蚂蚁完成选路

图 1 蚁群算法的原理

图 1(a)所示,在网络的某两个节点 A 与节点 B 之间有两个支路 ACB 和 ADB,其中 ACB 支路的长度大于 ADB 支路的长度;假设在节点 A、B 各有两只蚂蚁,蚂蚁 1、2 由节点 A 向节点 B 行进,而同时蚂蚁 3、4 由节点 B 向节点 A 行进。在初始情况下,由于各个支路上没有任何信息素的痕迹存在,所以在节点 A 和节点 B 处蚂蚁选择两条支路的概率是均等的;于是蚂蚁 1 和 2 将分别沿着支路 ACB 和 ADB 向着节点 B 行进,同样蚂蚁 3 和 4 也将分别沿着支路 BCA 和 BDA 向着节点 A 行进,由于蚂蚁行进的速度相同,在一段时间之后,

蚂蚁 2 和蚂蚁 4 经过支路 ADB 分别到达节点 B 和 A,而蚂蚁 1 和 3 却还在支路 ACB 的途中,见图 1(b)。在蚂蚁行进的过程中每个蚂蚁均留下了同样数量的信息素的痕迹。这时可以看出,支路 ADB 上留下的信息素的痕迹浓度要高于支路 ACB 上的信息素浓度;此后若再有蚂蚁到达节点 A 和 B 时,由于受到信息素痕迹的诱导它们选择支路 ADB 的概率就会较大,反过来它们又不断地增加支路 ADB 上的信息素痕迹的浓度,形成正反馈作用;与此同时,遗留在支路 ACB 上信息素的痕迹还会因不断的挥发而进一步的减弱。这样一来,选择走支路 ADB 的蚂蚁就会越来越多,选择走支路 ACB 的蚂蚁就会越来越少,最后呈现有较强的信息素痕迹的那些支路便会形成一条从蚁穴到食物源的最短路径。

3 真实蚁群仿真算法

为了研究各因素(如蚂蚁数、蒸发系数、信息素留存量等)对真实蚁群行为的影响,设计了一种真实蚁群模拟算法(Real Ant Colony Simulating Algorithm, RACSA)。RACSA 中的蚂蚁直接模拟真实蚁群的行为,在连通图中寻找从源节点到目的节点的最短路径。RACSA 算法中的蚂蚁具有如下特性:

- 初始时刻,所有蚂蚁都从源节点出发,以相同的速率在图中运动,最终到达目的节点;

- 蚂蚁到达目的节点(食物源)后,(搬运食物后)立即往回走,在往回的过程中,按路径上信息素的浓度随机选择道路,最后回到源节点(蚁巢);蚂蚁(将食物放到蚁巢后)重新向目的节点出发,开始新的循环。蚂蚁在移动过程中并不会在蚁巢和食物源作任何停留,从算法开始到结束,蚂蚁一直这样运动;

- 蚂蚁没有记忆能力,但不会选择刚刚走过的边;

- 蚂蚁经过某条边后,立即在其上留下常数量的信息素;

- 图中所有边上的信息素每隔一定时间后将蒸发掉一部分。

设 $G = (N, A)$ 是顶点数为 $n (n = |N|)$ 的连通图, τ_{ij} 为图 G 中边 (i, j) 上的人工信息素(以下简称信息素),蚂蚁通过读/写边上的信息素来逐步构造问题的解,具有较高信息素的边将以更大的概率包含在最优解中。

每只蚂蚁逐步构造问题的解,即对处于某一节点的蚂蚁,使用存储在该节点或与该节点相连的边上的局部信息素随机地移动到下一个节点。对位于节点 i 的蚂蚁 k 利用信息素计算转移决策规则为

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha}{\sum_{l \in N_i^k} \tau_{il}^\alpha} & \text{如果 } j \in N_i^k \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (1)$$

其中 N_i^k 是节点 i 的一步可行邻域构成的集合(除去刚刚走过的边), α 表示信息素的重要程度。

人工蚂蚁在经过某一条边后,立即释放一定数量的信息素到其上。RACSA 算法中所有蚂蚁释放等量的信息素 Q 到边上。设 t 时刻蚂蚁从节点 i 转移到节点 j ,则边 (i,j) 上的信息素将会发生改变,为

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow \tau_{ij}(t) + Q \quad (2)$$

公式(2)是 RACSA 算法中信息素的留存规则,该规则说明如果某条边上经过的蚂蚁数越多,则该边上留下的信息素就越多,从而对后来蚂蚁的吸引力越大,该边属于最优解的可能性也越大。这种自催化(正反馈)行为正是引导蚁群发现最优解的重要机制。

为避免所有蚂蚁快速收敛于局部最优解,RACSA 算法中引入了蒸发机制,该机制对应真实蚁群中外激素的蒸发现象。蒸发机制通过按指数递减的速度自动减少边上的信息素,从而增强蚂蚁的探索能力,避免算法出现早熟。与现有蚁群算法不同,RACSA 算法完全模拟真实蚂蚁外激素的蒸发行为,信息素的蒸发随时间按指数递减,即每隔一个固定的时间间隔 ΔT ,所有边上的信息素按(3)式进行更新。

$$\tau_{ij}(t) \leftarrow (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) \quad (3)$$

其中 $\rho \in [0,1]$ 为信息素的蒸发系数, ΔT 取所有蚂蚁一次循环的平均时间。

为避免公式(1)中出现分母为零的情况,RACSA 算法在初始时刻将各边上的信息素初始化为 Q ,这虽与真实蚁群有些差异,但并没有本质上的影响。

4 仿真实验与结果

如图 2 所示,从源节点 S 到目的节点 D 共有四条路径($S \rightarrow B \rightarrow D$; $S \rightarrow B \rightarrow E \rightarrow D$; $S \rightarrow C \rightarrow D$; $S \rightarrow A \rightarrow C \rightarrow D$),各边的长度如图中的数字所示。显然从源节点 S 到目的节点 D 的最优路径为 $S \rightarrow B \rightarrow D$,其长度为 6。初始时刻,所有蚂蚁从源节点 S 出发,各自独立地选择路

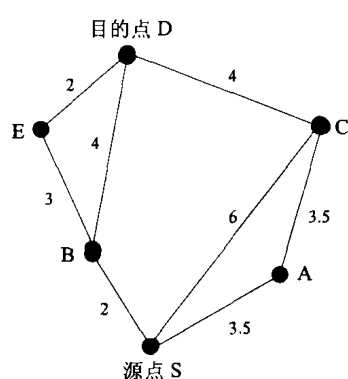


图2 模拟实验选用的图形结构

径到达目的节点 D ,蚂蚁到达目的节点后,(搬运食物后)立即朝源节点移动。

模拟实验分别对 RACSA 算法中的各参数进行考察,为了测试某个参数对蚁群行为的影响,测试时将保持其它参数的值不变,因此,对各参数事先设定的缺省值如表 1。

表 1 RACSA 算法中各参数的缺省值

信息素重要程度 α	信息素留存量 Q	蚂蚁数 m	蒸发系数 ρ
2.0	1.0	100	0.02

在模拟实验中,对 RACSA 算法中的不同参数设置分别运行 100 秒钟得到经过最优路径($S \rightarrow B \rightarrow D$)的蚂蚁数所占比例作为衡量参数优劣的依据。

1) α 对蚁群行为的影响

分别取 $\alpha \in \{0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0, 4.0, 5.0\}$ 时,对不同的 α 取值,分别运行 RACSA 算法各 10 次后取平均值,观察收敛到最优解的蚂蚁所占百分比如图 3 所示。

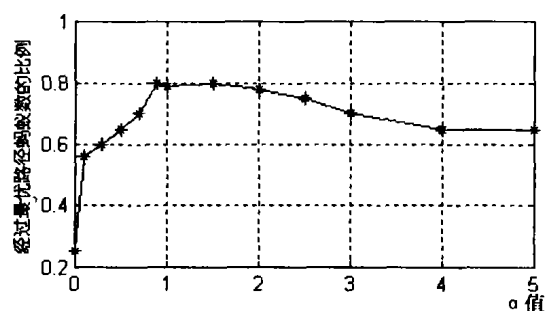


图3 RACSA 算法中参数 α 取不同值时经过最短路径蚂蚁数的比例

从图 3 可以看出,当 $\alpha=0$ 时,由于信息素不起作用,因此有 1/4 的蚂蚁选择最短路径,而当 $\alpha>0$ 时,将会有超过一半的蚂蚁选择最短路径,且随着 α 值的增大,将会有更多的蚂蚁选择最优路径,但当增大到一定值(如 $\alpha=1.5$)时,选择最优路径蚂蚁的比例将会减少。之所以会出现这种现象,可能是较大的 α 值使蚂蚁在选择路径时出现较长时间的震荡的原因。

2) 蚂蚁数 m 对蚁群行为的影响

分别选用蚂蚁数 $m \in \{1, 20, 50, 100, 200, 500, 1000\}$,对不同的 m 取值,运行算法各 10 次后取平均值,得如图 4 所示的结果。

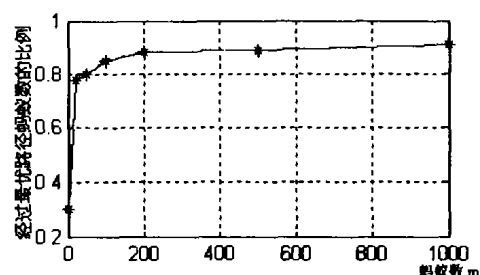


图4 蚂蚁数与经过最优路径的蚂蚁所占比例的关系

显然,蚂蚁数越多,选择最优路径的蚂蚁所占比例也会越高,该结论与文献[6]中的有一定差别。

3) 蒸发系数 ρ 对蚁群行为的影响

分别选用 $\rho \in \{0.01, 0.02, 0.03, 0.05, 0.08, 0.1, 0.2, 0.3, 0.5, 0.7, 0.8, 1.0\}$,对不同的 ρ 取值,分别运行 RACSA 算法各 10 次后取平均值,观察收敛到最优解的蚂蚁所占百分比如图 5 所示。

4) Q 值对蚁群行为的影响

分别取 $Q \in \{1, 10, 100, 1000, 10000\}$ 时,对不同的 Q 取值,分别运行 RACSA 算法各 10 次后取平均值,观察收敛到

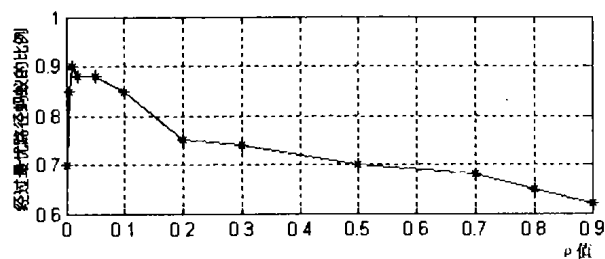


图5 ρ 的取值与经过最优路径蚂蚁数的比例

最优解的蚂蚁所占百分比,发现 Q 的取值对算法的影响较小。该结论与文献[6]中相同。

通过前面的仿真实验及其结果我们发现,在设计 ACO 算法时信息素的重要程度因子 α 和信息素的蒸发系数 ρ 非常关键。如果 α 的取值偏小,则蚁群对过去积累经验(信息素)的利用不够,影响蚂蚁发现最优解的进程;但如果取值偏大,则会导致算法过早地陷入局部最优,不利于发现最优解。在 RACSA 算法中, α 的值在 1 ~ 1.5 比较合适,至于其它 ACO 算法中的 α 值是否为该范围,有待进一步的研究。 ρ 的取值也存在同样的问题,如果 ρ 的取值偏大,存储在信息素中的有用知识会很快地丢失掉(因为信息素随时间成指数递减);如果偏小,则算法不容易忘记错误的知识。本算法中 ρ 取 0.001 ~ 0.002 之间的值时较合适。另外蚂蚁数 m 的增加对算法的收敛是有益的,但考虑到算法具体实现时,蚂蚁的增多会消耗更多的系统时间,降低算法的运行速度,故应折衷考虑。文献[6]中将蚂蚁数设置为问题的规模大小是一个不错的选择。RACSA 算法只能用于求解不带约束条件的最短路径问题,如要求解更为复杂的问题,则在 RACSA 算法中必须加入相应的限制条件(内存信息),记录当前蚂蚁走过的节点,以免形成无效的解。

5 结语

蚁群算法来源于对自然界蚂蚁寻找从蚁巢到食物源的最短路径行为的研究,它是一种并行算法,所有蚂蚁(智能体)独立行动,没有监督机构,从而使其避开局部最优;它是一种协作算法,每一只蚂蚁选择路径时,有较多信息素的路径被选中的可能性要比较少信息素的路径大得多,由于采用

了正反馈机制,加快了该算法的收敛速度;它是一种构造性的贪婪算法,能在搜索的早期阶段找到较好的可接受解;它是一种鲁棒算法,因为只要对算法作小小的修改,就可以运用于别的组合优化问题。虽然蚁群算法在许多领域得到了较好的应用,但还只是停留在仿真阶段,就理论体系而言,尚未能提出一个严格的数学解释,因此该算法还不是很成熟。本文通过直接模拟真实蚁群的行为而实现的 RACSA 算法,是一种简化了的蚁群算法,虽然在求解复杂优化问题时有一定的局限性,但该算法可以更好地研究蚁群的行为特征。本文的仿真实验结果对 ACO 算法的理论研究和新算法的实现具有较好的指导意义。

参考文献:

- [1] M Dorigo, V Maniezzo and A Colomi. Positive feedback as a search strategy[R]. Technical Report 91-016, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, IT, 1991.
- [2] M Dorigo, G Di Caro and L M Gambardella. Ant algorithms for discrete optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(2): 137-172.
- [3] 侯立文, 蒋馥. 一种基于蚂蚁算法的交通分配方法及其应用[J]. 上海交通大学学报. 2001, 35(6): 930-933.
- [4] 金飞虎, 洪炳熔, 高庆吉. 基于蚁群算法的自由飞行空间机器人路径规划[J]. 2002, 24(6): 526-529.
- [5] 魏平, 熊伟清. 用于一般函数优化的蚁群算法[J]. 宁波大学学报(理工版). 2001, 14(4): 52-55.
- [6] M Dorigo, V Maniezzo and A Colomi. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B, 1996, 26(1): 29-41.

[作者简介]



胡小兵(1975.11-),男(汉族),湖北京山人,博士研究生,讲师,主要研究方向:智能优化算法,机器人控制技术,计算机软件设计等。

袁锐(1976.7-),女(汉族),重庆市人,硕士研究生,主要研究方向:软件工程。

黄席樾(1943.4-),男(回族),重庆奉节人,教授,博导,主要研究方向:机器人控制技术,人工智能,模式识别,智能算法等。

易继军(1977.10-),男(汉族),湖北钟祥人,硕士研究生/助教,主要研究方向:机电一体化,智能算法等。

(上接第 137 页)

- [2] 马洪波. 地形匹配算法研究及其在 TF/TA 中的应用[D]. 西北工业大学硕士论文, 2000.
- [3] R Enns, D Morrell. Terrain-aided Navigation Using the Viterbi algorithm[D]. Journal of Guidance control and Dynamics, 1995, 18(6): 1444-1449.
- [4] N Bergman. Deterministic and Stochastic Bayesian Methods in Terrain Navigation[C]. Proc. 37th IEEE Conf. on Decision and control. 1998. 227-232.

[作者简介]



李爱军(1972-),男(汉族),黑龙江省密山人,博士,西北工业大学自动化学院讲师,主要从事智能控制理论与应用,飞行控制的研究。

白焱(1980-),男(汉族),吉林省吉林市人,西北工业大学自动控制系导航、制导与控制专业硕士生,主要从事智能控制理论与应用、自适应控制、飞行控制的研究。