

第3期

84-87,109

(东北大学控制仿真研究中心, 辽宁 沈阳 110006)

摘要 介绍一种崭新的求解组合优化问题的方法一人工蚁群算法。该方法通过模拟蚁群搜索食物的 过程,达到求解比较困难的组合优化之目的.该方法的主要特点是,正反馈、分布式计算、与某种启发 式算法相结合,正反馈过程使得该方法能很快发现较好解;分布式计算使得该方法易于并行实现;与 启发式算法相结合,使得该方法易于发现较好解,研究表明该方法是一种基于种群的鲁律性较强的算

关键词 蚁群系统 模拟进化算法 组合优化

A New Evolutionary Algorithm—Ant Colony Algorithm

ZHANG Jihui XU Xinhe

(Control & Simulation Center, NEU, Shenyang 110006)

Abstract A new type of simulated evolutionary algorithm, ant colony algorithm, is introduced in this paper, which is used to solve some NP-hard combinatorial optimization problems through simulating the process of ants searching for food. This algorithm has several characteristics such as positive feedback, distributed computing and combination with certain heuristics. Positive feedback makes it easier to find better solutions. Simulations demonstrate that it is a robust algorithm based on population and a promising way for optimization.

Keywords ant system; simulated evolutionary algorithm; combinatorial optimization

1 引官

组合优化问题很早就引起了人们的兴趣,但是由于许多组合优化问题都是 NP-难的,对于这类问题, 至今尚无很好的解决办法.一般采用启发式算法来解决.近年来,随着计算技术的发展,一些新的智能算法 (如遗传算法[5]、模拟退火算法[7]、禁忌搜索算法[8] (得到了迅速发展和广泛应用,特别是模拟进化算法 (GA、GP、ES),无论理论研究还是应用研究都空前活跃,同时,一些新的模拟进化算法也逐渐发展起来. 本文介绍的人工蚁群算法就是一种新型的模拟进化算法,该算法是由意大利学者 M. Dorigo、V. Maniezzo、A. Colorini 等人首先提出的[1-4],称之为蚁群系统(ant colony system),并应用该算法求解 TSP 问题[1]、分配问题[A]、job-shop 调度问题[1]、取得了较好的结果, 受其影响, 蚁群系统模型逐渐引起了其它 研究者的注意, D. Costa 和 A. Hertz[6]在 M. Dorigo 等人研究成果的基础上,提出了一种求解分配类型问 题(assignment type problem)的一般模型,并用来研究图着色问题. G. Bilchev、I. C. Parmee[4]研究了求解 连续空间优化问题的蚁群系统模型,虽然这些成果仅是初步的,但是这些研究已显示出蚁群算法的一些优 点, 国内目前尚无这方面的研究发表, 因此我们在此介绍这种方法的基本原理, 希望对有关研究能有所启 发.

收稿日期:1997-10-14

基金项目:本项目得到国家自然科学基金与 863 高技术基金资助

2 原理

人工蚁群算法是受到对真实的蚁群行为的研究的启发而提出的. 为了说明人工蚁群系统的原理. 先从蚁群搜索食物的过程谈起. 象蚂蚁、蜜蜂、飞蛾等群居昆虫. 虽然单个昆虫的行为极其简单, 但由单个简单的个体所组成的群体却表现出极其复杂的行为, 原因是什么呢? 仿生学家经过大量细致观察研究发现.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的. 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, 而且蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质, 并以此指导自己的运动方向, 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.

下面我们引用 M. Dorigo 所举的例子^[1,3]来具体说明蚁群系统的原理. 如图 1 所示,设 A 是巢穴, E 是食物源. HC 为一障隘物. 由于障随物存在. 蚂蚁只能经由 H 或 C 由 A 到达 E. 或由 E 到达 A. 各点之间的距离如图 1 所示. 设每个时间单位有 30 只蚂蚁由 A 到达 B. 有 30 只蚂蚁由 E 到达 D 点,蚂蚁过后留下的激素物质量(以下我们称之为信息)为 1. 为方便,设该物质停留时间为 1. 在初始时刻,由于路径 BH、BC、DH、DC 上均无信息存在,位于 B 和 E 的蚂蚁可以随机选择路径. 从统计的角度可以认为它们以相同的概率选择 BH、BC、DH、DC. 经过一个时间单位后,在路径 BCD 上的信息量是路径 BHD 上信息量的二倍. 1 时刻.将有 20 只蚂蚁由 B 和 D 到达 C. 有 10 只蚂蚁由 B 和 D 到达 H. 随着时间的推移.蚂蚁将会以越来越大的概率选择路径 BCD、最终完全选择路径 BCD. 从而找到由蚁巢到食物源的最短路径. 由此可见,蚂蚁个体之间的信息交换是一个正反馈过程.

3 蚁群系统模型及其实现

我们以求解 n 个城市的 TSP 问题为例说明蚁群系统模型. 对于其它问题,可以对此模型稍作修改便可应用^[6]. 为模拟实际蚂蚁的行为,首先引进如下记号: 设 m 是蚁群中蚂蚁的数量.d_i,(i,j=1,2,…,n)表示城市 i 和城市 j 之间的距

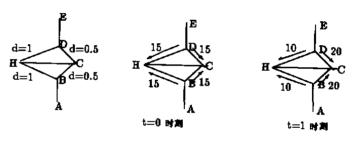


图 1 蚁群系统示意图

离, $b_i(t)$ 表示 t 时刻位于城市 i 的蚂蚁的个数。 $m=\sum_{i=1}^{b_i(t)}b_i(t)$,表示 t 时刻在 i_j 连线上残留的信息量、初始时刻。各条路径上信息量相等,设 $r_{i_i}(0)=C(C)$ 为常数 j_i 蚂蚁 $j_i(k=1,2,\cdots,m)$ 在运动过程中。根据各条路径上的信息量决定转移方向。 $p_{i_i}^{i_i}(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由位置 i 转移到位置 j 的概率。

$$p_{ij}^{k} = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^{a} \eta_{ij}^{\beta}(t)}{\tau_{ij}^{a} \eta_{ij}^{\beta}(t)} & j \in \text{allowed}_{k} \\ \int_{0}^{\infty} \tau_{ij}^{a} \eta_{ij}^{\beta}(t) & \text{otherwise} \end{cases}$$
(1)

其中,allowed。= $\{0.1....,n-1\}$ -tabu。表示蚂蚁 & 下一步允许选择的城市、与真实蚁群系统不同,人工蚁群系统具有一定的记忆功能。这里用 tabu。(k=1,2.....n)记录蚂蚁 & 目前已经走过的城市、随着时间的推移,以前留下的信息逐渐消逝,用参数 $1-\rho$ 表示信息消逝程度,经过 n 个时刻,蚂蚁完成一次循环。各路径上信息量要根据下式作调整。

$$\tau_{n}(t+n) = \rho \cdot \tau_{n}(t) + \Delta \tau_{n} \tag{2}$$

$$\Delta \tau_{ii} = \sum_{k=1}^{m} \Delta \tau_{ij}^{k} \tag{3}$$

Δτ.表示第 λ 只蚂蚁在本次循环中留在路径 η 上的信息量. Δτ.表示本次循环中留在路径 η 上的信息量.

其中,Q 是常数, L_i 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中所走路径的长度。在初始时刻, $\tau_{ij}(0) = C(const)$, $\Delta \tau_{ij} = 0$,其中,i,j = 0,1,…,n-1。 α , β 分别表示蚂蚁在运动过程中所积累的信息及启发式因子在蚂蚁选择路径中所起的不同作用, η_i 表示由城市 i 转移到城市 j 的期望程度,可根据某种启发式算法具体确定。根据具体算法的不同, $\tau_{ij}(t)$, $\Delta \tau_{ij}(t)$ 及 $p_{ij}^{k}(t)$ 的表达形式可以不同,要根据具体问题而定。M. Dorigo 曾给出三种不同模型,分别称之为 ant-cycle system,ant-quantity system,ant-density system。参 Q 、C、 α 、 β , ρ 可以用实验方法确定其最优组合。停止条件可以用固定循环次数或者当进化趋势不明显时便停止计算。

以上是蚁群系统模型,这是一个递推过程、很容易在计算机上实现,实现过程可以用伪代码表示为:

```
begin
```

```
初始化过程:
ncycle_i = \Pi_i
bestcycle: =0:
\tau_{ij} := C_i
\Delta \tau_{\rm c} = 0
加由某种启发式算法确定;
tabu,= Ø ;
While (not termination condition)
\{\text{ncycle}:=\text{ncycle}+1:
for(index=0; index<n; index++)这里,index表示当前已经走过的城市个数;
\{for(k=0;k < m;k++)\}
-{以概率 /[ˈɪduˈ[k]ˈɪnaex--ɪ]][/]选择城市 /↓
j \in \{0,1,\cdots,n-1\} - tabu, \mathbf{e}:
将刚刚选择的城市;加到 tabu, 中;
计算 \Delta \tau_n^*(\text{index}), \tau_n(\text{index} - n)
确定本次循环中找到的最佳路径
输出最佳路径及最佳结果
```

由算法复杂度分析理论可知、该算法复杂度为 $O(nc.n^3)$,其中.nc 表示循环次数,以上是针对求解 TSP 问题说明蚁群模型的,对该模型稍作修正,便可以应用于其它问题,这一方面已有某些较好结果出现 $[\cdot,\cdot,\cdot]$.

4 实验结果与应用

end

为说明蚁群算法的优点,我们给出应用该算法求解 TSP(oliver 30)问题的典型实验结果(十次实验取平均值),实验结果见图 2~图 4.

从该曲线上可以发现,蚁群算法具有快速发现较好解的特点,为便于比较,下面我们给出应用蚁群算

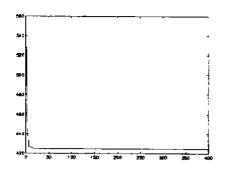


图 2 最对解进化曲线图

法求解 oliver 30 TSP 问题以及用其它算法求解的结果,见表 1^①. 从这些实验结果不难看出,蚁群算法具有较好的性质.

表 1 蚁群算法与其它算法的比较

算法	最好解
蚁群算法	423
2-opt	437
spacefilling curve	464
random	1212
GA	4700
TS	420
SA	422

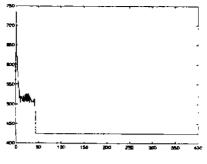


图 3 最差解进化曲线图

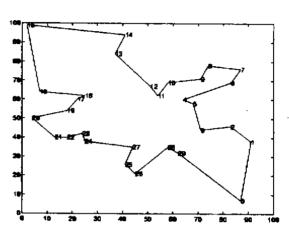


图 4 所找到的最优路径

5 结 论

蚁群算法具有如下优点:

- 较强的鲁锋性,本文模型稍加修改,便可以应用于其它问题;
- 分布式计算: 本算法是一种基于种群的进化算法, 具有本质并行性, 易于并行实现;
- 易于与其它方法结合:该方法可以与多种启发式算法结合,以改善算法的性能;

该算法的一个缺陷是计算时间较长,随着计算机的发展和计算速度的提高,可以弥补这一缺陷.

蚁群算法的研究刚刚开始,远未象 GA、SA 等算法那样形成系统的分析方法和坚实的数学基础,有许多问题有待进一步研究.但是目前的研究初步显示出其优势,我们相信,随着研究的深入,该方法必将获得越来越广泛的应用.

参考文献

- 1 Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies. Proc 1st European conf artificial life. Pans, France: Elsevier, 1991:134~142
- 2 Colorni A. Dorigo M. Maniezzo V. An investigation of some properties of an ant algorithm. Proc PPSN'92:509~520

(下转第109页)

① 这里所指的算法都是基本算法

109

参考文献

- 1 李鵬,建设全国统~~的综合交通运输网络体系,中国交通报,1996-12-23
- 2 京沪高速铁路重大技术经济问题前期研究总报告,四委一部,1992
- 3 上海铁道大学,高速铁路研究报告(1)、(2),1995
- 4 张志尧,京沪高速铁路对上海市社会经济影响的研究,上海市科委课题报告,1995
- 5 沈志云,论兴建京沪高速铁路势在必行,科技导报,1996-11-5
- 6 华允璋,京沪高速铁路经济台理的方案,科技导报,1996-10-7
- 7 京沪高速铁路研讨会论文专刊,中国铁路,1996(8)
- 8 京沪高速铁路研讨会会议纪要,1996
- 9 姚佐周,再论新建高速铁路并非当务之急,上海交通运输,1995(8):4~5
- 10 姚佐周,九五兴建京沪高速铁路为时过早,上海交通运输,1996(9):7~8
- 11 铁道部第四勘探设计院,沪宁高速铁路可行性研究报告,1996
- 12 Satty T L. The Analytic Hierarchy Process. Mc Graw Hill, 1978

(上接第 87 页)

- 3 Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V, Trubian M. Belgian J. Oper. REs. Statist. Comp. Sci., 1994, 34 $(1):39\sim53$
- 4 Bilchev G and Parmee I C. Searching heavily contrained design spaces. Proc 22nd int conf CAD-95. 1995. Yelta, Ukraine
- 5 Goldberg D E. Genetic Algorithm in Search. Optimization and Machine Learning. Addison Wesley: Newyork, 1989
- 6 Costa D, Hertz A and Dubuis O. Imbedding of a sequential algorithm within an evolutionary algorithm for coloring problem in graphs.] of heuristics, 1995(1):105~128
- 7 Kirkpatrick S. Gelatt C D and Vechi M P. Optimization by simulated annealing. Science, 1983, 220; 551~580
- 8 Glover F. Tabu search—part1/part 2. ORSA J Computing, 1989(3):190~206/1990(1):4~32