第30卷 第12期 计 算 机 工 程 2004年6月
Vol.30 №12 Computer Engineering June 2004

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2004)12—0136—02 文献标识码：A 中图分类号：TP182

一种求解TSP问题的相遇蚁群算法

赵文彬[1]，孙志毅[2]，李 虹[2]
(1.太原重型机械学院数学系；2.太原重型机械学院电子信息分院；太原 030024)

摘 要： 蚁群算法是由意大利学者M.Dorigo等人首先提出的一种新型的仿生算法。蚁群算法与其他算法同样存在搜索速度慢，易于陷于局部最优。该文提出一种改进的相遇算法克服了以上的缺陷。通过对TSP问题的仿真结果表明，提出的相遇算法与基本蚁群算法相比搜索速度和性能都有一定的提高。

关键词： TSP问题；蚁群算法；组合优化；相遇算法

A Meeting Ant Colony Optimization Algorithm of Solving TSP Problem

ZHAO Wenbin[1], SUN Zhiyi[2], LI Hong[2]
(1.Department of Mathematics,Taiyuan Heavy Machinery Institute;
2.Department of Electronic Information, Taiyuan Heavy Machinery Institute, Taiyuan 030024)

【Abstract】 Ant colony optimization (ACO) algorithm is a novel metaheuristic algorithm which is proposed first by Italian scholars M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colorni. Its searching speed is slow and it is easy to fall in local best as other evolutionary algorithm .In this paper ,an improved meeting algorithm is presented to solve this shortcoming .The simulation for TSP problems shows that the improved meeting algorithm is efficient and searching speed outperforms the basic ACO.

【Key words】 TSP problem ; Ant colony optimization(ACO)algorithm ; Combinatorial optimization; Meeting algorithm

蚁群算法(Ant Colony Optimization(ACO)algorithm)是最近几年才提出的一种新型的仿生算法，是一种随机搜索算法，通过由候选解组成的集体的进化过程来寻求最优解。由意大利学者M.Dorigo，V.Maniezzo，A.Colorni等人首先提出来的，并用该方法求解TSP问题、分配问题、job-shop调度问题,取得了一系列较好的实验结果。这些初步研究已显示出蚁群算法在求解复杂优化问题(特别是离散优化问题)[1,3]方面的一些优越性，证明它是一种很有发展前景的方法。M.Dorigo等人首次提出该方法时，充分利用了蚁群搜索食物的过程与著名的旅行商问题(TSP)之间的相似性，通过人工模拟蚂蚁搜索食物的过程来求解TSP问题。

蚂蚁虽然没有视觉，却能找到由蚁巢到食物源的最短路径，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信息素的物质进行信息传递，相互协作完成复杂的任务。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。蚂蚁通过这种信息的交流达到搜索食物的目的。M.Dorigo等人在文献[3]中曾用图示方式形象地描述这一过程，该过程包含两个阶段:适应阶段和协作阶段。在适应阶段，各候选解根据积累的信息不断调整自身结构；在协作阶段，候选解之间通过信息交流，以期望产生性能更好的解。

1 基本蚁群系统模型

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_{ij} (i,j=1,2,…,n)表示城市i和城市j之间的距离，$b_i(t)$表示t时刻位于城市i的蚂蚁的个数，$\tau_{ij}(t)$表示t时刻在ij连线上残留的信息量。初始时刻，各条路径上信息量相等，设$\tau_{ij}(0)=C$(C为常数)。蚂蚁k(k=1,2,…,m)在运动过程中，根据各条路径上的信息量决定转移方向，式(1)中p_{ij}^k表示在t时刻蚂蚁k由位置i转移到位置j的转移概率

$$p_{ij}^k=\begin{cases}\dfrac{\tau_{ij}^{\alpha}(t)\eta_{ij}^{\beta}(t)}{\sum_{s\in allowed_k}\tau_{is}^{\alpha}(t)\eta_{is}^{\beta}} & j\in allowed_k\\ 0 & otherwise\end{cases}\qquad(1)$$

其中，$allowed_k=\{0,1,\cdots,n-1\}-tabu_k$表示蚂蚁k下一步允许选择的城市。与实际蚁群不同，人工蚁群系统具有记忆功能，$tabu_k$(k=1,2,…,m)用以记录蚂蚁k当前所走过的城市,集合$tabu_k$随着进化过程作动态调整。随着时间的推移，以前留下的信息逐渐消逝，用参数1-ρ 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式(2)作调整

$$\tau_{ij}(t+n)=\rho*\tau_{ij}(t)+\Delta\tau_{ij}\quad\rho\in(0,1)$$
$$\Delta\tau_{ij}=\sum_{k=1}^{m}\Delta\tau_{ij}^k\qquad(2)$$

$\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第k只蚂蚁在本次循环中留在路径ij上的信息量，$\Delta\tau_{ij}$ 表示本次循环中路径ij上的信息量的增量。

基金项目： 山西省自然科学基金资助项目(20021046)
作者简介： 赵文彬(1972－)，男，讲师，主研方向：智能优化；孙志毅，博士、教授；李 虹，硕士、副教授
收稿日期： 2003-05-27 **E-mail:** zwbhappy@yahoo.com.cn

$$\Delta\tau_{ij}=\begin{cases}\dfrac{Q}{L_k} & \text{若第}k\text{只蚂蚁经过边}(i,j)\text{在此周游中}\\ 0 & otherwise\end{cases}\qquad(3)$$

其中，Q是常数，L_k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，$\tau_{ij}^{k}(0)=C(const),\Delta\tau_{ij}^{k}=0(i,j=0,1,\cdots,n-1)$。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_{ij}表示由城市i转移到城市j期望程度，一般取距离的倒数。根据具体算法的不同，$\tau_{ij}^{k}(t)$, $\Delta\tau_{ij}^{k}(t)$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3种不同模型,分别称之为ant-cycle system、ant-quantity system、ant-density system[1]。它们的差别在于表达式(3)的不同。在ant-quantity system模型中，

$$\Delta\tau_{ij}=\begin{cases}\dfrac{Q}{d_{ij}} & \text{若第}k\text{只蚂蚁经过边}(i,j)\text{在此周游中}\\ 0 & otherwise\end{cases}\qquad(4)$$

在ant-density system模型中，

$$\Delta\tau_{ij}=\begin{cases}Q & \text{若第}k\text{只蚂蚁经过边}(i,j)\text{在此周游中}\\ 0 & otherwise\end{cases}\qquad(5)$$

它们的区别在于后两种模型中利用的是局部信息，而前者利用的是整体信息，在求解TSP问题时性能较好。因而我们采用它作为基本模型。参数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进化代数或者当进化趋势不明显时便停止计算。

由算法复杂度分析理论可知,该算法复杂度为$O(nc\cdot n^3)$,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。蚁群算法具有很强的发现较好解的能力，这是因为该算法不仅利用了正反馈原理，在一定程度上可以加快进化过程，而且是一种本质并行的算法，个体之间不断进行信息交流和传递，有利于发现较好解。单个个体容易收敛于局部最优，多个个体通过合作，很快收敛于解空间的某一子集，有利于对解空间的进一步探索。但这种算法也存在一些缺陷，如需要较长的搜索时间，虽然计算机计算速度的提高和蚁群算法的本质并行性在一定程度上可以缓解这一问题，但是对于大规模优化问题，很难在较短的时间内找出一条较好的路径。

2 蚁群算法的改进

蚁群算法的关键问题之一就是在探索和利用之间建立一个平衡点，以寻求那些可能存在最优解的解区域，同时充分利用群体内当前具有的有效信息，使得算法搜索的重点放在那些可能具有适应值的个体所在的区间内，从而以大概率搜索到全局最优解。蚁群算法的信息交互及通信主要通过信息素来完成，信息素的正反馈易于出现停滞现象。由式(1)可知，当$\alpha=0$时只有信息素起作用，相当于最短路径寻优；当$\beta=0$时信息素的启发作用等于零，相当于盲目的随机搜索；由式(3)、(4)可知,路径的长度及两点间的距离对于信息素的增量有很大的影响。我们提出从两点出发的相遇蚁群算法，其基本思想是将一次周游分由两只蚂蚁从两个城市分头进行，在最后一点碰头合成一次周游路径。在每次周游中，选择一个城市后，即计算当前路径长度，若周游长度超过当前循环已得到的最小值，即结束此次周游可以进一步减短计算时间。为了提高蚁群算法的全局搜索能力，提高其搜索速度，在基本蚁群系统模型的基础上作以下改进：

(1)从任意两个城市出发(距离最小或最大)，一般为了扩大解空间可选择距离最大的两点。在每次周游过程中找到下一个城市以后，即根据式(2)、(4)修改其经过路径上的信息素，其增量与其距离d_{ij}有关。

(2)有效地利用所找到的最短周游路径[2]。完成周游后计算出其长度，若小于上次的长度再次修改其周游路径上的信息素。为了避免信息素的无限增长过早出现停滞现象，根据式(6)修改其经过路径上的信息素，将此增量也可设为周游路径L_k两点间距离d_{ij}，及常量Q的正弦函数或余弦函数。

$$\tau_{ij}=\rho^{n}\times\tau_{ij}+\sin\left(\frac{d_{ij}\times Q}{L}\right)\qquad(6)$$

(3)两次改变信息素虽可加快搜索速度，但同时降低了算法的全局搜索能力。若对于ρ的取值，第二次的小于第一次的则可避免过早进入局部最优。改进算法的具体步骤如下：

step1 初始化参数：α,β,τ_0,ρ，Q, N, NC_{max}；

step2 NC加1；

step3 两只蚂蚁开始进行循环k++;

step4 两只蚂蚁选择距离最大或最小的两个城市作为起点城市tabu[k];

step5 第1只蚂蚁以式(1)计算的选择概率选择下一城市j_1;其中$j\in\{1,2,\cdots,n\}$-tabu[k];并根据式(4)修改这两点间的信息素；

step6 第2只蚂蚁以式(1)计算的选择概率选择下一城市j_2(参数可取不同的值); $j_2\in\{1,2,\cdots,n\}$ - tabu [k] -j_2；并根据式(4)修改这两点间的信息素；

step7 禁忌表未满转至step5；

step8 计算本次周游的最短距离，置空禁忌表，若周游距离小于上次的距离，再次根据式(6)修改本次周游路径上的信息素；

step9 NC小于NC_{max}，转至step2；

sep10 输出最优路径及最佳结果。

在改进的算法中可以看出，每次参加周游的两只蚂蚁共用一个禁忌表，这样保证两只蚂蚁不会选择重复的城市。与基本蚁群算法相比，算法的复杂度没有改变，但可加快最优解的搜索速度。试验也表明该算法与基本蚁群算法相比，找到最优解的速度大大加快了。

3 仿真实例与结果分析

TSP问题就是寻找通过n个城市各一次且最后回到出发点的最短路径。一般地，设$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_n\}$是一个城市的集合，$L=\{c_i|c_i,c_j\in C\}$是C中元素两两连接的集合，G={C,L}是一个图，TSP问题的目的是从图G中找出长度最短的Hamilitonian圈。即找出对$C=\{c_1,c_2,\cdots,c_n\}$中n =|C|个城市访问且只访问一次的最短的一条封闭曲线。TSP问题分对称型和非对称型，这里主要讨论对称型TSP问题。

(下转第185页)

用，我们采用了由驱动程序下载的方式。即将驱动程序与固件通过适当的方式编译在一起，当设备插入主机时，Windows系统首先根据EEPROM中存储的设备标识安装相应的驱动程序，安装成功之后，固件也自动下载至EZ-USB的内部RAM，这样就完成了整个软件的安装，主机即可对设备进行读写，实现与USB设备的通信。

以上论述主要以实装部件手轮为例。不同的实装，由于其产生的物理信号不同，因而通信时所需的驱动程序和固件也不同。采用可插拔的EEPROM来存储设备标识，很好地解决了这一问题，不但使用方便，而且保证了USB硬件设备的通用性。

5 结论

通过对基于USB的雷达模拟器交互系统的研究，以及在“通用雷达装备虚拟维修训练系统”中的实践，证明了它不但满足系统中实装部件与计算机通信的需求，而且克服了以往传统方法的缺陷，实现了真正意义上的即插即用，极大地方便了用户，并且对其它类似模拟器的开发具有较强的可移植性。

参考文献

1 张　捷. 基于EZ-USB数据采集系统USB接口设计. 电子测量技术，2002,(4)

2 邵高平.通用串行总线(USB)及其开发方法.微计算机信息,1999,15(3)

3 Andeson D. USB系统体系. 北京：中国电力出版社，2001-01

4 EZ-USB Series 2100 Technical Reference Manual. Cypress, 2001

☆☆

(上接第137页)

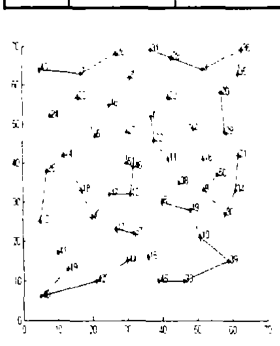
本文用改进的两点相遇蚁群算法对TSPLIB中的栅栏问题[1]及Eil51[3](51个城市)进行了仿真试验。在系统中需要设置的参数有α、β、ρ，Q，τ_0；其中α 和β 是衡量信息素和启发式信息相对重要性的两个参数，α 值过大会使搜索过早陷于局部最小点。β 的大小表明启发式信息的受重视程度。

一般$\alpha \le \beta, \alpha, \beta \in \{0.1,0.2,0.5,1,2,3,5\}$；$0< \tau_0 \le 0.1$；$0.9\le \rho \le 0.99$；$0.1 \le Q \le 2\,000$；

表1为栅栏问题及Eil51(51个城市)的仿真结果。改进算法所得Eil51问题最优路径如图1所示，7×7栅栏问题最优路径如图2所示，8×8栅栏问题最优路径图如3所示。

表1 几类组合优化问题仿真结果

实例	试验结果	已知最优解	找到最优解的循环次数	找到最优解所需运行时间(s)
4×4	16	16	34	0.330 0
5×5	25.414 2	25.414 2	31	0.610 0
6×6	36	36	104	2.690 0
7×7	49.414 2	49.414 2	76	3.020 0
8×8	64	64	223	14.230 0
Eil51	431.354 8	426	50	2.250 0



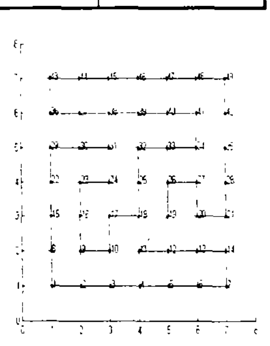


图1 Eil51问题最优路径图　　图2 7×7栅栏问题最优路径图

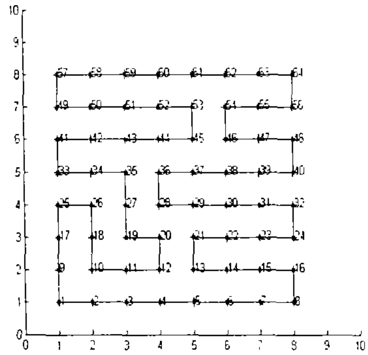


图3 8×8栅栏问题最优路径图

由试验结果可以看出，改进的两点相遇蚁群算法大大加快了搜索速度，获得的解具有较好的质量。

4 结论

本文提出的两点相遇的改进蚁群算法，由仿真结果可以看出在搜索速度方面大大提高，克服了基本算法中搜索速度慢的问题，是一种有效的改进算法。本算法也存在参数的设定对算法的影响比较大的不足，需进一步的深入研究。

蚁群算法的研究刚刚起步，有许多问题有待解决，关于蚁群算法的数学理论分析，以及如何利用蚁群算法更有效地解决连续问题将是我们进一步研究的内容。

参考文献

1 Marigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant System:Optimization by a Colony of Cooperating Agents.IEEE Trans on SMC,1996,26(1):28-41

2 Gambardella L M,Dorigo M.Ant－Q:A Reinforcement Learning Approach to the Traveling Saleman Problem.[A]Proceeding of ML－95,Twelfth Intern Conf.on Machine Learing [C],Morgan:Kaufmann,1995:252-260

3 Dorigo M,Caro G D.Gambardella L M.Ant Algorithms for Discrete Optimization[C].1999 Massachusetts Institute of Technology:Artificial Life 5,1999:137-172