

新型智能仿生模型——蚁群模型

高 玮

(武汉工业学院 土木工程系,湖北 武汉 430023)

摘 要:智能仿生模型是一种多学科交叉的产物,其发展对很多相关学科的发展具有极大的促进作用.蚁群模型是模拟自然界蚁群系统行为而提出的一种新型智能仿生模型,其研究在短短的10余年时间里得到了飞速发展,已成为很多学科的研究热点.我国在这方面的研究尚没有全面开展,为此从仿生原理及实现途径入手,对蚁群模型的几大模型算法进行了详细介绍,并对模型的发展进行了展望.其次,对蚁群模型的典型应用进行了说明,并对模型的最新应用进行了介绍.最后,通过对其他几种仿生算法的介绍,进行了蚁群算法同粒子群算法、免疫算法及进化算法等的比较研究,指出它们的相同点和差异之处.通过对蚁群模型的全面的介绍,以期促进该模型在我国的发展.

关键词:智能仿生模型;蚁群模型;学科交叉;生物原理

中图分类号: Q811.21 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2008)03-0270-09

The intelligent bionic model—ant colony

GAO Wei

(Department of Civil Engineering, Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China)

Abstract: Improving the intelligent bionic ant colony model will require multidisciplinary research, and so its development will promote progress in related subjects. The ant colony model, a new intelligent bionic model which mimics the behavior of an ant colony, has progressed substantially in the last ten years. However, there has been no systematic study of this field in China. To encourage more research, this paper gives a detailed introduction to several major ant colony models according to their underlying bionic principles and simulation methods. The latest developments in this field are also described. Then, typical applications of ant colony models are summarized, and new areas where they can be used are presented. Finally, comparisons are made between the ant colony algorithm, the particle swarm optimization algorithm, the immune algorithm, and the evolutionary algorithm. The similarities and differences between these algorithms are pointed out. This comprehensive introduction should promote research on ant colony algorithms in China.

Keywords: intelligent bionic model; ant colony model; subjects intersection; biological principles

随着自然科学的发展及人类对自然认识水平及能力的提高,20世纪的科学出现了日新月异的新局面,科学研究领域出现了一些令人耳目一新的新趋向.而学科的交叉及渗透是科学发展的源泉,随着各学科的交叉及渗透,20世纪中、后期出现了大量新兴的边缘交叉学科.其中,生命科学与计算机科学的结合产生出了大量新学科的火花的^[1].其中有代表性

的新学科包括人工生命(artificial life, ALIFE)、计算智能(computational intelligence, CI)、生物信息学(bioinformatics)、自然计算(natural computation, NC)等,这些学科都在20世纪末期产生并迅速成为各国学者的研究热点.

本文主要介绍近来迅速发展的新学科——人工生命、计算智能、生物信息学等产生出的一类新型算法模型.由于这类算法模型可归结于智能科学的范围,从而均属于智能模型.而又由于这类新型算法模型主要基于仿生学原理,从而也可称为仿生模型.因

收稿日期:2007-11-10.

基金项目:湖北省教育厅科研基金资助项目(D200618004).

通讯作者:高 玮. E-mail: gaow@whpu.edu.cn

此,称这类模型为“智能仿生模型”。由于这类算法模型的独特性,它显示出了解决复杂问题的特殊能力,因此,这类算法模型目前已在社会科学、自然科学、经营管理学、人类学、医学、生物学、化学、电子、计算机、机械、电信、电工、土木等众多领域得到了成功的应用。

智能仿生模型目前已发展成为一个庞大的家族,不可能在一篇文章中对之进行全面介绍,因此,这里只介绍一种新近发展的仿生模型——蚁群模型。

1 蚁群模型的提出

蚂蚁是自然界中最常见的一种社会性昆虫,人们对蚂蚁的认识大都是“蚂蚁搬家,天要下雨”之类的民谚。然而随着近代仿生学的发展,这种似乎微不足道的小生物越来越多地受到学者们的关注。1991年前后意大利学者 M. Dorigo 等人^[2-4]首先提出了一种源于蚁群觅食行为的智能仿生优化算法——蚁群优化算法 (ant colony optimization, ACO)。他们的研究激发了人们对蚁群系统的研究:相对弱小,功能并不强大的个体是如何完成复杂工作的(如找到食物的最佳路径并返回等)。在昆虫学家及生物学家研究的基础上,数学及计算机方面的专家和工程师经过抽象提出了一种有用的优化和控制模型——蚁群模型 (ant colony model)。蚁群模型目前已发展为一个包括多种具体模型算法的系统,其中,蚁群优化算法是发展的最充分也是最基本的算法模型。

为了说明蚁群模型的基本生物原理,这里以蚁群模型算法中的典型算法——蚁群优化算法为例进行说明。蚁群优化算法的生物学原理可大致描述如下:

蚂蚁属于群居昆虫,其个体行为极其简单,而群体行为却相当复杂。相互协作的蚂蚁群体很容易找到从蚁巢到食物源的最短路径,而单个蚂蚁则不能。此外,蚂蚁还能够适应环境的变化,例如,在蚁群的运动路线上突然出现障碍物时,它们能够很快地重新找到最优路径。那么,蚁群是如何完成这些复杂任务的呢?人们通过大量的研究发现,蚂蚁个体之间是通过在其所经过的路上留下一一种可称之为“信息素”的物质来进行信息传递的。也就是说,蚁群中的蚂蚁以“外激素”为媒介通过间接、异步方式进行相互间的信息传输。蚂蚁在行动(寻找食物或者寻找回巢的路径)的过程中,会在它们经过的路径上留下一些化学物质(我们称之为外激素)。这种物质能被同一蚁群中后来的蚂蚁感受到,并作为一种信号

影响到后来的行动(具体表现为,后到的蚂蚁选择有这些物质的路径的可能性比选择没有这些物质的路径的可能性大得多),而后到者留下的外激素会对原有的外激素进行加强,同时,该物质随着时间的推移会逐渐挥发掉,于是路径的长短及经过其上的蚂蚁数量就对残余信息素的强度产生了影响。反过来信息素的强弱又指导着其他蚂蚁的行动方向,因此,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。这就构成了蚂蚁群体行为表现出的一种信息正反馈现象。蚂蚁个体之间就是通过这种信息交流达到搜索食物源的目的。

图 1 给出蚁群系统工作原理的示意图。

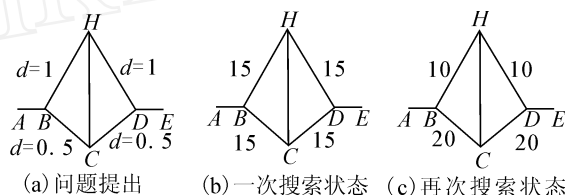


图 1 蚁群系统工作原理示意图

Fig 1 Principles of ant colony system

图中,设 A 是蚁巢, E 是食物源, HC 连线为障碍物,距离 d 如图中数字所示。由于障碍物的存在,由 A 外出觅食或由 E 返回巢穴的蚂蚁只能经由 H 点或 C 点到达目的地。假设,蚂蚁以速度 1 往返于 A 和 E 之间,每经过一个单位时间各有 30 只蚂蚁离开 A 和 E 到达 B 和 D (图 1(a))。初始时,各有 30 只蚂蚁在 B 和 D 点遇到障碍物,开始选择路径。由于此时路径上无信息素,蚂蚁便以相同的概率随机地走 2 条路中的任意一条,因此,15 只选往 C, 15 只选往 H (图 1(b))。经过一个单位时间以后,路径 BCD 被 30 只蚂蚁爬过,而路径 BHD 上则只被 15 只蚂蚁爬过。BCD 上的信息量是 BHD 上信息量的 2 倍。此时,又有 30 只蚂蚁离开 B 和 D,于是 20 只选择往 C 方向,而另外 10 只则选往 H (图 1(c))。这样,更多的信息量被留在更短的路径 BCD 上。另外,由于蚂蚁爬行长路径花费的时间长,因此,在相同条件下,长路径上信息素的挥发量将更大。从而,随着时间的推移和上述过程的重复,短路径上的信息量便以更快的速度增长。于是会有越来越多的蚂蚁选择这条短路径,以致最终完全选择这条短路径。

可见,在自然界中,蚁群的这种寻找路径的过程表现为一种信息正反馈的过程,借助这种原理,把只具备了简单功能的工作单元视为“蚂蚁”,那么上述

寻找路径的过程便成了蚁群优化算法的基本过程. 尽管, 蚁群优化算法的人工蚁群同生物蚁群基本原理相同, 但为了具体的优化应用, 人工蚁群也有自己的一些特点. 如, 人工蚁群具有一定的记忆能力, 它能够记忆已经访问过的节点; 另外, 人工蚁群在选择下一条路径的时候并不是完全盲目的, 而是按一定的算法规律有意识地寻找最短路径 (如在以上问题中, 可以预先知道下一个目标的距离).

2 蚁群模型的发展

2.1 基本蚁群模型

由于蚁群优化算法是最典型的蚁群模型, 而蚁群优化算法最经典的解决问题为 TSP 问题, 因此, 这里用 TSP 问题为例来说明算法的实现过程, 这里以最基本的蚁群算法——蚂蚁系统 AS (ant system) 为例进行说明.

假设将 m 只蚂蚁放入到 n 个随机选择的城市中, 那么每一只蚂蚁每一步的行动为: 根据一定的依据选择下一个它还没有访问的城市; 同时在完成一步 (从一个城市到达另外一个城市) 或者一个循环 (完成对所有 n 个城市的访问) 后, 更新所有路径上的残留信息浓度. 选择下一个城市的依据主要有 2 点:

1) $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻连接城市 i 和 j 的路径上残留信息的浓度, 即由算法本身提供的信息; 2) η_{ij} 为由城市 i 转移到城市 j 的启发信息, 该启发信息是由要解决的问题给出的, 由一定的算法实现. 在 TSP 问题中一般取 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ (d_{ij} 表示城市 i 和 j 间的距离, η_{ij} 在这里可以称为先验知识).

那么, t 时刻位于城市 i 的蚂蚁 k 选择城市 j 为目标城市的概率 $P_{ij}^k(t)$ 按以下方法计算:

$$1) \quad P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{如果第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和时刻 } t+1 \text{ 之间经过 } ij \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

式中: Q 是常数; L_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中所走路程的长度.

$$2) \quad P_{ij}^k = \begin{cases} Q, & \text{如果第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和时刻 } t+1 \text{ 之间经过 } ij \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

$$3) \quad P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{d_{ij}}, & \text{如果第 } k \text{ 只蚂蚁在时刻 } t \text{ 和时刻 } t+1 \text{ 之间经过 } ij \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

在初始时刻, $\tau_{ij}(0) = C$

而后 2 种算法与前一种算法的区别在于, 后 2 种算法中每走一步 (即从时间 t 到 $(t+1)$) 都要更

$$\text{如果, } j \in N_i^k, \text{ 则 } P_{ij}^k(t) = \frac{\tau_{ij}(t) \eta_{ij}}{\sum_{j \in N_i^k} \tau_{ij}(t) \eta_{ij}}.$$

式中: τ_{ij} 表示路径上残留信息的相对重要程度; η_{ij} 表示期望值的相对重要程度; N_i^k 表示所有可能的目标城市集合, 即还没有访问的城市集合.

由上式可以发现, 算法中“蚂蚁”选中某一个城市的概率是问题本身所提供的启发式信息与从“蚂蚁”目前所在城市到目标城市路径上残留信息量的函数.

另外, 为了避免对同一个城市的多次访问, 每一只蚂蚁都保存一个列表 $\text{tabu}(k)$, 用于记录到目前为止已经访问的城市.

为了避免残留信息素过多引起的残留信息淹没启发式信息的问题, 在每一只蚂蚁完成对所有 n 个城市的访问后 (也即一个循环结束后), 必须对残留信息素进行更新处理, 模仿人类记忆的特点, 对旧的信息素进行削弱. 同时, 必须将最新的蚂蚁访问路径的信息素加入, 从而得到:

$$\tau_{ij}(t+n) = \tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k$$

式中: ρ 表示残留信息素的剩余率; $1-\rho$ 表示残留信息素被削弱部分, 即信息素的挥发率. 另外, 为了防止信息素的无限累积, 必须小于 1; $\Delta \tau_{ij}^k$ 表示蚂蚁 k 在时间段 t 到 $(t+n)$ 内的访问过程中, 在 i 到 j 的路径上留下的残留信息浓度.

另外, 关于 ρ 的选择, M. Dorigo 还介绍了 3 种不同的实现方法, 分别称为 Ant Cycle, Ant Density, Ant Quantity 算法. 3 种算法的具体表达式为

新残留信息的浓度,而不是当所有蚂蚁完成对所有 n 个城市的访问以后;在 Ant Density 算法中, $k_{ij} = Q$;而在 Ant Quantity 算法中, $k_{ij} = \frac{Q}{d_{ij}}$ (d_{ij} 表示城市 i 和 j 的距离)。也就是说,在 Ant Density 算法中,从城市 i 到 j 的蚂蚁在路径上残留的信息浓度为一个与路径无关的常量 Q 。而在 Ant Quantity 算法中,以 d_{ij} 为城市 i 到城市 j 的距离,残留信息浓度为 Q/d_{ij} ,即残留信息浓度会因为城市距离的减小而增大。

在以上算法中 Q 、 ρ 、 α 的最佳组合可以由实验经验确定^[12]。

相关研究表明,基本蚁群算法具有如下优点:

- 1) 较强的鲁棒性。对基本蚁群算法模型稍加修改,便可以应用于其他问题;
- 2) 分布式计算。蚁群算法是一种基于种群的算法,具有本质并行性,易于并行实现;
- 3) 易于与其他方法结合。蚁群算法很容易与多种启发式算法结合,以改善算法的性能。

虽然基本蚁群算法有许多优点,但是,这种算法也存在一些缺陷,如:与其他方法相比,该算法一般需要较长的搜索时间,基本蚁群算法的复杂度可以反映这一点;而且该方法容易出现停滞现象(stagnation behavior),即搜索进行到一定程度后,所有个体所发现的解完全一致,不能对解空间进一步进行搜索,不利于发现更好的解。

2.2 蚁群聚类模型

观察可以发现,蚂蚁特别讲究卫生,它们能够将蚂蚁巢穴中的尸体聚集成几堆。如果一个地方已经有一些尸体的聚集,那么它将吸引蚂蚁将其余的尸体放在这里,越聚越多,最终形成几个较大的尸体的聚集堆。Deneubourg 等^[15]人对上述现象提出了解释,并提出了一个基本模型(basic model, BM),这种模型主要是基于对于单只蚂蚁拾起、放下物体的行为方式进行建模。一只随机移动的无负载蚂蚁在遇到一个物体时,周围与这个物体相同的物体越少,则拾起这个物体的概率越大;一只随机移动的有负载蚂蚁如果周围的与所背负物体相同的物体越多,则放下这个物体的概率越大。这样可以保证不破坏大堆的物体,并且能够收集小堆的物体。实验表明,这种方法可以将相同种类的物体聚集在一起。

后来, Lumer 和 Faieta^[16]将 Deneubourg 等人的 BM 推广应用到数据分析。主要思想是待聚类数据初始随机散放在一个二维平面内,然后在这个平面上产生一些虚拟的“蚂蚁”。这些蚂蚁的行为和上

面 BM 中所描述的蚂蚁行为相似。不同之处在于,它们不是观察当前所背负的物体与周围的物体是否相同,而是判断是否相似,这样最终能够将相似的数据聚为一类。

2.3 蚁群群体智能模型

蚂蚁群最令人惊叹的能力是“筑巢”,这类“群体智能”是自然界中普遍存在的现象,其中道理人们并不清楚,但人们可以对这种现象进行“唯象”地建模研究。

蚂蚁能筑巢,人们可能感到很惊讶,而看到人建筑高楼大厦并不感到惊奇。这也许是因为,人们认为人有一个聪明的脑袋,故能设计建筑高楼大厦。那么,为什么有一个聪明的脑袋,就能完成各种工作,而没有聪明脑袋的动物就不能完成复杂的任务?是不是只有“聪明的脑袋”才能完成复杂的任务?若是这样,那么“脑袋”是什么?是否都一定像人们现在看到的那样?是否可以有其他形式?比如可否将整个“蚁群”看成一个“松散的脑袋”?因为人和蚂蚁都是从低等单细胞生物进化而来的,一个分支进化成像人这样的大型动物(包括其中的脑袋),另一分支进化成像蚂蚁一样的蚁群。两者的不同在于前者(脑袋)是连通的,后者(蚁群)是离散的。在这样的看法下,一个蚂蚁就相当于脑中的一个细胞(神经元),蚂蚁之间的信息交流,就相当于大脑中各个细胞之间的联接。人工智能中用人工神经网络的技术来模拟人的大脑中某些功能,从而也可以用某种数学的模型来模拟“群体智能”,用来说明蚂蚁筑巢的功能。不同点在于一个是用固定连接的神经网络来模拟,另一个是用离散随机连接的神经网络来模拟。正是以这种想法为出发点,安徽大学人工智能研究所^[17]提出“群体智能”的数学模型,并研究了其基本性质(目前研究“群体智能”的方法多是将“群体”看成为一个多 Agent 系统进行研究。他们是从一个全新的观点出发,进行“群体智能”的研究)。下面简单介绍这方面的工作。

假设 群体智能是指由众多简单的个体组成的群体,若具有能通过之间的简单合作来完成一个整体的任务的能力,则称该群体具有“群体智能”。

“简单个体”就是指单个个体只具有很简单的能力,这种能力用某一简单功能函数来表示(就像神经元一样,用一种很简单的功能函数来表示)。

“简单合作”能力,就是指个体只能与其邻近的个体进行某种简单的通讯和协同动作(如几个蚂蚁

共同搬动一个物体,这与前向神经网络中各神经元只与其前面一层中的神经元可以通讯一样)。或通过环境间接与其他个体通讯(如一蚂蚁将外激素留在环境中,而其他的蚂蚁可从留下的外激素中得到一些有用的信息)。

这样,就可以建立“群体智能”的数学模型。

设有一群体,包含有 n 个个体(各个体的能力是相同的),每个个体具有一个能力 f 即每个个体能完成某一函数运算 f 。其次,每个个体能与其邻近的个体进行“通讯”,即将一信息传给对方。个体的行动是随机的、并行进行的。个体接收终止的指令,就停止工作。这时,整个任务就完成。

在这种假设下,“蚁群”就像一个随机连接的神经网络,若神经网络能模拟人的某些“智能”能力。那么,上述的随机连接的神经网络,就有可能模拟“松散的脑袋”——群体智能。

2.4 其他模型

2.4.1 蚂蚁搬大食物模拟

蚂蚁同心协力进行搬运大食物,是见得最多的蚂蚁行为,有人以此为蓝本设计出几个机器人共同推盒子的算法^[8]。其基本算法为

- 1) 一群蚂蚁随机出发找食物;
- 2) 遇到大食物,先调整方向(使食物处在自己 and 目标之间);
- 3) 推动食物;
- 4) 群体推动,计算其合力。

美国阿尔伯塔大学设计出几个小机器人共同推盒子的实验。

2.4.2 任务分配问题模拟

在蚁群中,蚂蚁的职责分工明确(蚁皇管生男育女、工蚁管干活、兵蚁管保卫),各司其职。借助蚂蚁分工合作的特点,人们设计了求解任务分配问题的蚂蚁算法,并应用于工厂中汽车喷漆问题^[9]。如美国西北大学将蚂蚁算法用于卡车厂油漆车间,负责给离开装配线的卡车上漆的工作安排。他们采取工人分组,各组只喷一种颜色,只有当某小组任务特别紧张时,才分配另一小组前去帮助。通过这种设计后工厂各车间改变颜色的次数更少,从而提高了整体的生产率。

2.5 蚁群模型研究的新进展

为了提高基本蚁群模型的搜索效率,近年来众多学者进行蚁群模型的改进研究,提出了大量新型蚁群模型算法,下面对这方面的一些研究进行简单

介绍。

针对基本蚁群算法收敛速度慢、容易出现停滞等缺陷,许剑等^[10]提出一种新的算法模型——带侦察子群的蚁群系统,该算法从整个蚁群中分离出一部分蚂蚁组成侦察子群,在优化过程中侦察子群以一定概率做随机搜索,这样可以提高了解的多样性;同时,在信息素更新策略上同时使用本代和全局最优蚂蚁,兼顾了本代和历史的搜索成果。仿真研究证明该算法可以有效的预防早熟现象,而且能够大大加快收敛速度。许殿等^[11]提出了回归蚁群算法,该算法通过外加牵引力使得蚂蚁按照城市的整体分布规律寻优,增加了算法的全局收敛性。并通过圈地算法,减少了局部搜索的计算量。熊伟清等^[12]提出了一种二进制蚁群算法,该算法从生物进化角度把将群体中的每个个体看成一个神经元,提出一个模拟蚁群的二元网络,并采用二进制编码模拟单个蚂蚁,该算法证明具有很好的收敛速度和稳定性。Kong Min等^[13]也提出了 binary ant system (BAS),该算法设计了一种独特的在二进制空间分配信息素的方法,允许在空间产生不可行解,又设计了一种修复算子来处理不可行解。Jiejing Cai等^[14]提出了 chaotic ant swarm optimization (CASO),该算法把混沌思想容入蚂蚁的自适应行为模拟中,可以解决复杂动态系统问题。Bernd Scheuermann等^[15]为了硬件实现的方便,提出了一种 Counter-based ACO,该算法允许蚂蚁穿过处理元件的管路,为此设计了一种新的信息素编码方法及定义蚂蚁次序的方法。陈岭等^[16]提出了一种自适应并行蚁群算法,该算法提出了一种基于适应度和基于距离选择的2种不同的信息交流策略,使得各处理机自适应地选择与之进行信息交换的处理机,然后采用自适应的更新策略进行信息素的更新。为了增强该算法的搜索能力,还根据解的多样性给出了自适应地调节处理机之间的信息交流周期的方法。另外, W. Trailli等^[17]针对动态连续优化问题,提出了一种新型算法模型。M. D. Toksar^[18]也提出了一种进行全局优化的新蚁群算法模型。B. M. T. Lin等^[19]根据真实蚁群行为的信息分享机制,提出了一种新的算法模型。

3 蚁群模型的典型应用

蚁群优化算法是蚁群模型中应用最广泛的模型算法之一,它在解决很多组合问题(combination optimization problem)上都取得理想的效果。其中,2个

比较著名的组合问题——QAP问题和 JSP问题,对典型蚁群算法作相应调整就可以比较好地解决问题.除此以外,蚁群算法在其他实际问题的解决中也取得一定的进展.如大规模集成电路中的综合布线以及电信网络中的路由布置问题等方面得到了大量应用.

3.1 QAP问题

QAP问题的目标函数可以用一个对称矩阵来描述.蚁群算法基于它和 TSP问题的相似性来解决问题^[20].QAP问题的目标函数矩阵 S 通过距离向量 D 和流向量 F 的组合而组成:

$$S_{ih} = d_i \times F_h.$$

蚂蚁根据可见度信息 τ_{ih} 来选择下一个节点.其中 $\tau_{ih} = 1/S_{ih}$, 矩阵 S 的元素值用作启发式因子.

3.2 JSP问题

JSP问题可以用一个加权图描述:每条边的权值用参数对 $\{ \tau_{kl}, \tau_{kl} \}$ 表示.信息 τ_{kl} 和可见度 τ_{kl} 是通过最长进程时间或者最短完成时间等要求决定.蚂蚁遍历节点的顺序就是相应的解决方案^[21].

在解决 10×10 和 10×15 的 JSP问题中,蚂蚁算法解与最优解的误差在 10%之内,这是一个相当不错的结果.

3.3 大规模集成电路综合布线问题

大规模集成电路中的综合布线可以采用蚁群算法的思想来进行^[22].在布线过程中,各个引脚对蚂蚁的引力可根据引力函数来计算.各个线网 Agent 根据启发策略,象蚁群一样在开关盒网格上爬行.所经之处便布上一条金属线.历经一个线网的所有引脚之后,线网便布通了.给定一个开关盒布线问题,问题的计算量是固定不变的.主要由算法的迭代次数决定,而迭代次数由 Agents 的智能和开关盒问题本身的性质确定.蚁群算法本身的并行法使之比较适合于解决布线问题.

3.4 电信网络路由问题

电信网络中的路由是通过路由表进行的.在每个节点的路由表中,对每个目的节点都列出了与该节点相连的节点.当有数据包到达时,通过查询路由表可知道下一个将要到达的节点.首先对路由表中的信息素强度进行初始化,在节点 x ,以节点 i 为目的地址,邻节点为 h 处的信息素强度为 $\tau_{ih} = 1/d_{ih}$, d_{ih} 为从 x 经节点 h 到节点 i 路径的最小费用值.然后周期性地释放蚂蚁来进行路由,并修改相应的信息素值^[23].仿真结果表明,无论呼叫是均匀分布还

是集中分布,利用蚁群算法所得呼叫拒绝率和平均路径长度均小于最小负载法结果,在呼叫符合集中分布时,蚁群算法所得呼叫拒绝率低于最短路径法.

3.5 新应用领域的开发

在传统的应用领域得到大量应用后,近年来,蚁群算法已经被应用到大量其他领域,包括经济、人文、生物、土木工程等,并表现出了良好的应用前景,以下对一些典型应用进行简单介绍.在土木工程领域,高玮等^[24]把蚁群算法引入复杂的土木工程优化问题中,解决了地下洞室群的施工排序问题.在电工领域,赵强等^[25]采用蚁群算法进行配电网网络的优化问题.在经济分析领域, Jiejun Cai 等^[14]把蚁群算法用于发电机系统的经济分配问题.在医学领域领域, W. J. Gutjahra 等^[26]把蚁群算法用于澳大利亚的护士日程安排,对护理行程进行了合理规划.在生物信息学分析中, Christian Blum 等^[27]把蚁群算法用于 DAN 排序分析中.在工程设计领域, L. dos S. Coelho 等^[28]采用蚁群算法及混沌优化的融合算法解决了工程设计问题.在水资源领域, A. C. Zecchina 等^[29]把蚁群算法应用于水资源的分配问题.在数据分析方面, Sung-Shun Weng 等^[30]采用蚁群算法进行了数据挖掘时间序列的分割问题.在工程可靠度设计领域, Jian-Hua Zhao 等^[31]把多目标蚁群算法用于工程系统概念设计的可靠度优化问题研究,得到了较好的效果.在人文科学领域,肖智等^[32]提出了一种在我国 R&D 经费投入预测中的应用蚁群算法的新方法.

以上可以发现,由于蚁群算法的良好性能,使得这种算法已经在众多领域得到了广泛应用.

4 蚁群模型的比较研究

为了对蚁群模型的特点进行深入分析,有必要把它和其他几种仿生计算模型进行比较研究,这里主要研究蚁群算法、粒子群算法、免疫算法及进化算法等主要仿生算法的相同点及不同点.

粒子群算法是美国学者 J. Kennedy, R. Eberhart 等于 20 世纪 90 年代初提出的一种新仿生算法^[33],它主要来源于对空中鸟群捕食行为的模拟.

免疫算法是 20 世纪 90 年代初 H. Bersini 及 F. Varela 提出的一种来源于模拟生物免疫系统的仿生优化算法^[34].

进化算法^[35]是最早提出的一种仿生算法,它是模拟生物的遗传进化过程而提出的一种优化算法.

一般包括4种算法,分别为美国学者 Holland 提出的遗传算法 (genetic algorithm), Fogel 提出的进化规划 (evolutionary programming)^[36], Koza 提出的遗传程序设计 (genetic programming)^[37] 及德国学者 Schwefel 提出的进化策略 (evolution strategy)^[38]。

通过对算法机理及运行过程的研究^[39~41],可以发现4种算法的异同点可以归纳如下。

相同点:

1)均为概率全局优化算法;2)均为随机优化算法;3)均为协同优化算法;4)均与求解问题的数学性质无关;5)均为本质并行算法;6)均为很强的鲁棒算法。

不同点:

1)问题的表示不同.进化算法中问题的表示必须采用编码的形式,而其他几种算法无须编码;2)求解操作过程不同.进化算法中求解过程一般需要交叉、变异等基因操作;而蚁群算法的操作为概论移动及信息素挥发等,信息素操作;粒子群算法则采用粒子概论移动等粒子操作;免疫算法则采用抗体及抗原操作;3)数学基础不同.作为最早的仿生优化算法,进化算法的数学理论研究较多,既有证明优化原理的“积木块理论”,又有证明收敛性的马尔可夫链理论.而蚁群算法的理论研究不多,仅有的就是对算法收敛性的研究^[42].粒子群算法的数学基础非常薄弱,目前还没有具有普遍意义的理论研究.免疫算法尽管有简单的数学模型,但该模型的功能很差;4)提出的初衷不同.进化算法中的遗传算法及进化规划提出的初衷是解决自适应系统问题及自动机预测问题.而蚁群算法的提出目的是解决如 TSP 一类的组合优化问题.粒子群算法及免疫算法是解决一般优化问题。

5 结束语

蚂蚁是一种人们常见的昆虫,它的特点是单个个体的行为极其简单,而整个群体却能表现非常复杂的智能行为.通过研究可以发现蚁群的集成智能来自于个体间的信息正反馈,它们可以解决非常复杂的路径优化问题.向大自然学习是人们解决实际问题的一条很好的途径.组合优化问题是自然界常见的一种复杂问题之一.而路径优化又是一种最典型的组合优化问题,因此,向蚁群学习可以提出解决复杂组合优化问题的理想途径.蚁群模型的提出就是这种思想的具体实现.自从1991年蚁群模型提出

以来,它已经得到了很大的发展,在短短10年时间里已发展出一个庞大的算法体系,已被应用于几乎科学的各个领域.尽管研究及应用的时间不长,但它已表现了非常良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 李衍达. 信息科学与生物之谜 [J]. 世界科技研究与发展, 2000, 21 (3): 26-30.
- [2] LI Yanda. Information science and the mystery of biology [J]. Study and Development of World Science and Technology, 2000, 21 (3): 26-30.
- [3] DORIGO M, MANIEZZO V, COLONIA A. Ant system: optimization by a colony of cooperating Agents [J]. IEEE Trans on SMC, 1996, 26 (1): 29-41.
- [4] DORIGO M, MANIEZZO V, COLONIA A. Positive feedback as a search strategy [R]. 91-016, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [5] DORIGO M, DICARO G. The ant colony optimization meta-heuristic [C] // New Ideas in Optimization. England: McGraw-Hill, 1999: 11-32.
- [6] DENEUBOURG J L, GOSSE C. Collective patterns and decision making [J]. Ethology, Ecology and Evolution, 1989 (1): 295-311.
- [7] LUMER ED, FAIETA B. Diversity and adaptation in populations of clustering ants [C] // Proc of 3rd Conf on Simulation of Adaptive Behavior. Cambridge: MIT Press, 1994: 501-508.
- [8] 张铃, 程军盛. 松散的脑袋——群体智能的数学模型 [J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16 (1): 1-5. ZHANG Ling, CHENG Junsheng. Losing brains—the mathematical model of swarm intelligence [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 16 (1): 1-5.
- [9] DENEUBOURG J L, GOSSE C, FRANKS N, et al. The dynamics of collective sorting robot-like ants and ant-like robots [C] // Proceedings of the first international conference on simulation of adaptive behavior on from animals to animates. Cambridge: MIT Press, 1991: 356-367.
- [10] BONABEAU E, THERAULAZ G, DENEUBOURG J L. Quantitative study of the fixed threshold model for the regulation of division of labour in insect societies [C] // Proceedings of Biological Sciences. London: The Royal Society, 1996: 1565-1569.
- [11] 许剑, 吕志民, 徐金栋. 带有侦察子群的蚁群算法 [J]. 北京科技大学学报, 2006, 28 (8): 794-798. XU Jian, LU Zhimin, XU Jindong. An ant system with scouting subgroup [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28 (8): 794-798.

- [11] 许 殿, 史小卫, 程 睿. 回归蚁群算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2005, 32(6): 944-947.
XU Dian, SHI Xiaowei, CHENG Rui. Returned ant algorithm [J]. Journal of Xidian University, 2005, 32(6): 944-947.
- [12] 熊威清, 魏 平. 二进制蚁群进化算法 [J]. 自动化学报, 2007, 33(3): 259-264.
XU DNG Weiqing, WEI Ping. Binary ant colony evolutionary algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(3): 259-264.
- [13] KONG Min, TAN Peng, KAO Yucheng. A new ant colony optimization algorithm for the multidimensional Knapsack problem [J]. Computers and Operations Research, 2008, 35(8): 2672-2683.
- [14] CAI Jiejing, MA Xiaoqian, LI Lixiang, et al. Chaotic ant swarm optimization to economic dispatch [J]. Electric Power Systems Research, 2007, 77(10): 1373-1380.
- [15] BERND S, STEFAN J, MARTIN M. Hardware-oriented ant colony optimization [J]. Journal of Systems Architecture, 2007, 53(7): 386-402.
- [16] 陈 岭, 章春方. 自适应的并行蚁群算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(9): 1695-1699.
CHEN Ling, ZHANG Chunfang. Adaptive parallel ant colony algorithm [J]. Micro Computer Systems, 2006, 27(9): 1695-1699.
- [17] TRALI W, SARRY P. A new charged ant colony algorithm for continuous dynamic optimization [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 197(2): 604 - 613.
- [18] DURAN TM. A heuristic approach to find the global optimum of function [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 209(2): 160 - 166.
- [19] LINA B M T, LUB C Y, SHYUC S J, et al. Development of new features of ant colony optimization for flowshop scheduling [J]. International Journal of Production Economics, 2008, 112(2): 742 - 755.
- [20] GAMBARDILLA L M, TALLARD D, DORIGO M. Ant colonies for the QAP [J]. Journal of the Operational Research Society, 1999, 50(2): 167 - 176.
- [21] TEICH T, FISCHER M, VOGEL A, et al. A new ant colony algorithm for the job shop scheduling problem [C]// Proc of the Genetic and Evolutionary Computation Conf 2001. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 803-808.
- [22] COELLO C A, CHRISTIANSEN A D, AGUIRRE A H. Ant colony system for the design of combinational logic circuits [M]. Evolvable Systems: From Biology to Hardware. Edinburgh: Springer Verlag, 2000: 21-30.
- [23] Di CARO G, DORIGO M. Antnet: distributed stigmergic control for communications networks [J]. J Artificial Intelligence Res, 1998, 9: 317-365.
- [24] 高 玮, 郑颖人. 蚁群算法及其在洞群施工优化中的应用 [J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(4): 471- 474.
GAO Wei, ZHENG Yingren. Ant colony algorithm and its applications in optimization of underground groups [J]. Journal of China Rock Mechanics and Rock Engineering, 2002, 21(4): 471- 474.
- [25] 赵 强, 敬 东, 李 正. 蚁群算法在配电网规划中的应用 [J]. 电力自动化设备, 2003, 23(2): 52-54.
ZHAO Qiang, JING Dong, LI Zheng. Application of ant colony algorithm in map of power lines [J]. Electric Power Automation Equipment, 2003, 23(2): 52-54.
- [26] WALTER J G, MARUDN S R. An ACO algorithm for a dynamic regional nurse-scheduling problem in austria [J]. Computers and Operations Research, 2007, 34(3): 642-666.
- [27] CHRISTIAN B, MATEU Y V, MARIA J B. An ant colony optimization algorithm for DNA sequencing by hybridization [J]. Computers and Operations Research, 2008, 35(11): 3620-3635.
- [28] LEANDRO Dos S C, VIVIANA C M. Use of chaotic sequences in a biologically inspired algorithm for engineering design optimization [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3): 1905-1913.
- [29] ZAARON C, ANGUS R S. Application of two ant colony optimisation algorithms to water distribution system optimization [J]. Mathematical and Computer Modelling, 2006, 44(5): 451-468.
- [30] WENG Sungshun, LI Yuanhung. Mining time series data for segmentation by using ant colony optimization [J]. European Journal of Operational Research, 2006, 173(3): 921-937.
- [31] ZHAO Jianhua, LI Zhaozheng, DAO M. Reliability optimization using multiobjective ant colony system approaches [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2007, 92(1): 109-120.
- [32] 肖 智, 邹 刚. 基于蚁群算法的组合预测方法在我国 R&D 经费投入中的应用 [J]. 科技政策与管理, 2006(9): 19-27.
XIAO Zhi, ZOU Gang. The application of combining forecasting based on ant colony algorithm to R&D funds in China [J]. Policy and Management of Science and Technology, 2006(9): 19-27.
- [33] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks. NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.

- [34] BERSNIH, VARELA F. Hints for adaptive problem solving learned from immune network [C] // Parallel Problem Solving from Nature. Berlin: Springer-Verlag, 1991: 343-354.
- [35] RUHUL S, MASOUD M, YAO Xin. Evolutionary optimization [M]. New York: Kluwer Academic Publishers, 2003: 1-330.
- [36] FOGEL D B, FOGEL L J. An introduction to evolutionary programming [C] // European Conf on AE '95. Berlin: Springer, 1996: 21-33.
- [37] JOHN R Koza. Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection [M]. Cambridge: MIT Press, 1992: 1-430.
- [38] SCHWEFEL H P. Evolution and Optimum Seeking [M]. New York: Wiley, 1995: 1-250.
- [39] BMAD E, TAREK H, DONALD G. Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms [J]. Advanced Engineering Informatics, 2005, 19(1): 43-53.
- [40] 段海滨, 王道波, 于秀芬. 几种新型仿生优化算法的比较研究 [J]. 计算机仿真, 2007, 24(3): 169-172.
- DUAN Haibin, WANG Daobo, YU Xiufen. Research on some novel bionic optimization algorithms [J]. Simulation of Computers, 2007, 24(3): 169-172.
- [41] 王静, 蒋珉. 若干优化算法的运行分析比较 [J]. 计算机仿真, 2006, 23(3): 149-153.
- WANG Jing, JIANG Min. Comparison of operational behavior for several optimization algorithms [J]. Simulation of Computers, 2006, 23(3): 149-153.
- [42] STUTZLE T, DORIGO M. A short convergence proof for a class of ant colony optimization algorithms [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 358-365.

作者简介:



高玮,男,1971年生,副教授,博士,主要研究方向为仿生系统模型、仿生计算理论及其应用。目前已主持国家自然科学基金、省自然科学基金、省教育厅项目等科研项目多项,发表论文100余篇,被SCI E等检索50余篇。

2008年 IEEE亚太地区计算智能与工业应用研讨会 IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence(IEEE PAC IIA 2008)

2008年亚太地区智能计算和工业应用研讨会(PAC IIA 2008)将于2008年12月19日至20日在武汉工程大学召开,本次会议的主题是“先进智能计算技术及其工业应用”。会议由美国电子和电气工程师协会(IEEE)和美国电子和电气工程协会工业电子分会支持(IEEE IES),由武汉工程大学主办,武汉工程大学计算机学院和电气学院承办。该会议已经进入IEEE会议列表,录用论文将被IEEE CS出版,并被著名检索机构EI和ISTP检索。

会议议题(不限于):

| | |
|----------|-----------|
| 神经网络与软计算 | 智能控制 |
| 机器学习 | 模式识别 |
| 人机交互 | 信息安全 |
| 信号处理 | 无线通信/工业应用 |

重要日期

摘要截稿日期:2008-8-1

全文截稿日期:2008-8-1

论文录用通知日期:2008-9-15

交修订版截止日期:2008-10-1

会议网站: <http://www.paciia2008.cn>; 联系人:卢老师; 联系电话:027-87992077