

群集智能研究进展^①

肖人彬, 陶振武

(华中科技大学智能管理与复杂系统研究所, 武汉 430074)

摘要: 群集智能是指众多行为简单的个体相互作用过程中涌现产生的整体智能行为. 从复杂系统研究的角度入手, 以群集智能的基本原理为线索, 对其系统结构、运行机理、建模工具、算法模型和典型应用等内容进行全面论述. 首先围绕以蚁群和鸟群为代表的群集智能系统结构, 分析说明了其中的个体属性、行为规则和交互方式, 进而阐述和剖析了群集智能中的反馈机制和学习机制. 在给出若干常用群集智能建模工具介绍的基础上, 对蚁群觅食、蚁群聚类、蚁群劳动分工和鸟群觅食等4类群集智能模型进行了细致深入的探讨, 旨在归纳提炼形成基于群集智能的复杂系统建模与仿真的一般性规律. 最后综述了群集智能在工程优化、生产管理、机器人学、数据分析与模式识别等领域的典型应用情况并展望了群集智能的发展前景.

关键词: 群集智能; 复杂系统; 涌现; 蚁群优化; 粒子群优化; 建模与仿真

中图分类号: N94; TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2007)03-0080-17

0 引言

复杂性研究是21世纪的一门新兴学科,“探索复杂性”正在成为当代科学最具革命性的前沿^[1-4]. 我国学者在复杂性研究方面做出了独特的贡献,特别是钱学森总结提炼出来的“开放的复杂巨系统”的概念以及处理这类系统的从定性到定量的综合集成方法具有开创意义^[5]. 复杂性的表现载体是复杂系统,而复杂系统的典型代表则是生物系统^[6];因此,人们往往采用仿生途径研究系统复杂性,如遗传算法(genetic algorithm, GA)^[7]、人工免疫系统(artificial immune system, AIS)^[8]、元胞自动机(cellular automata, CA)^[9]等方法. 戴汝为等学者也提出了复杂性研究要从无生命系统转变到有生命系统,这与国外的研究观点不谋而合^[10,11].

导致生物系统复杂性的根本原因是其具有高度智能. 从整体上看,人类的智能要大大超越其他生物的智能. 鉴于人类生物系统的复杂性研究存

在着巨大的困难,将其他生物系统作为典型复杂系统加以探讨,在现阶段可能更具现实意义;同时作为导向人类生物系统复杂性研究的一个过渡,其相关成果具有延伸和拓广的价值. 正因为如此,集中展示群集智能(swarm intelligence)涌现特性^[12]的生物蚁群和鸟群的行为规律研究目前正引起了极大关注并得到高度重视.

群集智能的研究始于意大利学者Dorigo开发的蚂蚁算法^[12]. 受蚁群在觅食过程中总能找到从巢穴到食物源的最短路径这一现象的启发,他提出了用于求解旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)的蚂蚁系统(ant system, AS)^[13],后来又归纳提炼出蚁群优化(ant colony optimization, ACO)的元启发方法^[14]. 目前,又有其他学者根据蚁群的劳动分工^[15]和墓地构造^[16]等现象提出了一系列模型和算法. Kennedy等人^[17]则通过观察鸟群的协作觅食活动,开发出粒子群优化方法(particle swarm optimization, PSO). 因此,就优化而言,群集智能已包括蚁群优化方法ACO和粒子群优化方

① 收稿日期: 2005-08-02; 修订日期: 2007-04-09.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60474077); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-05-0653).

作者简介: 肖人彬(1965—), 男, 湖北武汉人, 博士, 教授, 博士生导师, Email: rbxiao@163.com.

法 PSO 两个大类,其中 ACO 是群集智能中迄今最为成功的范例.美国国家宇航局对群集智能的发展十分关注,准备在未来的空间探索中,采用群集智能思想开发成千上万个小型的太空船,通过它们的协同工作来探索太阳系^[18].欧共体推出的“Future and Emerging Technologies”计划资助了一个“Swarm-bots”项目,旨在研究新方法来设计和实现具有“自组织”和“自装配”特征的人造群体^[19].IEEE Neural Network Society 发起了 2003 和 2005 两届 IEEE Swarm Intelligence Symposium;同时,IEEE Congress of Evolutionary Computation 自 2003 年以来都设有专门的议题讨论蚁群优化和粒子群优化等群集智能方法及其应用.20 世纪末,我国学者开始关注群集智能的研究,主要集中在对蚁群优化算法和粒子群优化算法的改进和应用方面^[20, 21];近年来,又有文献报道了群集智能的建模^[22]和仿真^[23]方面的工作.

目前,群集智能方法主要用于复杂问题求解,从这个角度可将“swarm”定义为“一组相互之间可以进行直接通信或者间接通信(通过改变局部环境)的主体(agent),这组主体能够合作进行分布式问题求解”,而群集智能则是指简单的主体通过交互作用所表现出的不可预见的宏观智能行为的特性.从复杂系统研究的角度看,群体层面表现出的智能行为属于“涌现”现象^[24, 25],但这与基于达尔文主义的进化模型的“涌现”在形成机制上是有差别的.进化模型强调“优胜劣汰”,适应度差的个体将逐步被更优秀的个体所取代.群集智能模型则更强调“学习”对个体行为的影响,个体通过收集和处理信息来适应环境.在群集智能模型中,每次迭代不是个体之间的取代,而是个体“知识”的更新.

关于群集智能的综述,一般是从算法层面展开介绍的^[26].本文则从复杂系统研究的角度入手,以群集智能的基本原理为线索,围绕群集智能的系统结构、运行机理、建模工具、算法模型和典型应用等内容展开全面论述.

1 群集智能的系统结构和运行机理

虽然群集智能的各种生物学原型和行为目的有所差异,但是它们在内部结构和运行机理上拥有共同之处,这正是群集智能建模与仿真实现的

基础,下面进行归纳论述.

1.1 群集智能的系统结构

1.1.1 个体及其属性

对于同一个系统,从不同层面、不同粒度去描述和观察,会得到不同的结论.虽然蚂蚁既具有一系列的神经节和神经团块,又有像人类一样的蕈形体(蚂蚁的大脑),具有简单的生物智能^[27],但在群集智能的研究层面对单个蚂蚁的这些生理特征做了简化,只是将其看作是具有简单学习能力的个体,而忽略蚂蚁大脑与神经的构造.当以揭示群集智能涌现的内在运行机制为目标时,将个体作为最小单元并对它的属性细节进行适当的简化是合理的,也是必要的.

在根据生物蚂蚁觅食行为构造蚁群系统模型时,研究人员抽象定义的人工蚂蚁具有以下功能和属性^[28]:人工蚂蚁能够识别环境(问题空间)中的信息激素及其变化,并做出不同的行为选择;人工蚂蚁有少量的记忆空间用来存储有关信息;人工蚂蚁的活动处在一个时间离散的环境中.

鸟类的个体生理结构和生物智能似乎比蚂蚁更复杂,但研究者在模仿鸟类觅食建立粒子群模型时,仅仅将每个鸟看作是有一定记忆能力并能够感知周围其他鸟的位置的个体粒子^[29].

从总体组织结构上看,群集智能都具有无中央集中控制的体系结构.群集智能中个体的地位是平等的,个体之间不存在控制与被控制的关系.

1.1.2 个体的行为规则

生物系统中个体的行为规则极为复杂,而且要受诸多客观因素的综合影响.在群集智能的模型描述中需对个体的行为规则进行抽象和简化.

根据个体行为的状态转移确定性特征,可将行为规则分为确定性行为规则和基于概率的行为规则.确定性行为规则规定个体依据当前状态在有限种可能的行为中选择确定一个作为下一步的动作.例如文献[16]给出的蚁群墓地构造模型中,蚂蚁只能在棋盘格上根据周围 8 个方向上尸体的分布情况选择确定一个方向作为下一个要去的位置.基于概率的行为规则类似于遗传算法中的“选择”操作,利用条件概率、轮盘赌等方式选择下一步的行动方案.例如在蚂蚁觅食模型的 AS 版本^[13]中,就采用轮盘赌的方式根据所要选择路径上的信息激素量和自启发量(如路径长度的倒数)随

机确定下一个要游历的位置.另外,也有一些模型同时具有确定性和基于概率的混合行为规则,如在蚂蚁觅食模型的 ACS 版本^[30]中,当计算得到的概率大于某一阈值时,就按照确定性规则选择下一个位置;而小于这一阈值时,仍按概率进行选择.

根据个体行为是否具有主动性可分为刺激-反应的被动行为规则和基于学习的主动行为规则.对于刺激-反应的行为规则,只有当外界信号满足个体的特定条件时,个体才选择下一步的行动.例如在蚂蚁劳动分工的固定阈值模型^[31]中,当一给定任务的强度超过了某个蚂蚁对应的阈值时,它才开始执行该任务.对于基于学习的行为规则,由于个体具有不断地向其他个体或环境学习的能力,它会及时调整行为选择规则,进而根据新的规则进行选择.例如在蚂蚁劳动分工的时变阈值模型^[32, 33]中,个体的学习可以降低其响应阈值,从而对选择概率产生影响.

1.1.3 个体间的交互和通讯方式

在具有群集智能涌现特性的生物系统中,个体之间是通过基于媒质的间接交互和短程作用来实现信息的传递和协调的.

根据生物学的观点,一般认为蚂蚁是由胡蜂衍变而来的,仅保留了微弱的视觉,能够辨认方向,观察到附近不远的地形,为寻找食物提供一定的帮助.事实上,蚂蚁用来交流信息的主要方式是借助信息激素(pheromone)完成的^[27].信息激素乃是蚂蚁体内的一些腺体不断制造出来的一类化合物,在蚂蚁个体间起通讯联络作用,种类在55种以上;其中有一种主要的追踪激素,它是蚂蚁群体觅食、返巢、分工、构造基地等活动的重要依据.生物蚂蚁个体通过将自身的信息激素分泌到环境中以便被其他的蚂蚁所感知而达到交流的目的.这是一种间接的通讯机制,是以信息激素为媒质的.蚁群觅食模型都是采用这种以追踪激素为媒质的间接通讯方式为主,以基于能见度(visibility)的自启发因子为辅的混合行为选择策略.

鸟群觅食采用的是短程交互作用的方式来实现信息的传递和协调.每个鸟能够感知它周围一定范围内的其他鸟的状态和位置,并利用这些信息来指导自身下一步的行动.

1.2 群集智能中的反馈机制

系统中的反馈形式有正反馈和负反馈之分.

正反馈是一个加强自身的过程,形象的说法是滚雪球效应^[34].正反馈具有增补作用,能促进事物的发展.这里发展可以是进化、进步或退化、衰亡^[35].负反馈是指利用误差进行控制使系统尽量按设定的轨迹运动的过程,其功能是起抑制作用.群集智能在总体上体现的是正反馈的强化效果,但在演化的环节中存在负反馈的调节作用.下面以蚁群系统为例加以说明.

蚂蚁觅食行为体现了正反馈的整体效应.研究者通过精心设计和量化个体的觅食行为规则、个体之间的信息交互及其运行环境,较好地解决了一些典型的优化问题.事实上,由于这种人工设计的蚁群系统及其运行环境采用的是一定的数学模型描述,系统演化的本质是在“数量空间”中的“寻优”.已有的实验表明,蚁群觅食模型在解决复杂问题时,具有与其他进化算法类似的高度“并行性”,这也是蚁群优化算法的高效率之源.蚁群觅食模型隐含的“并行寻优”机制在群体层次上显现出系统的整体特性.由于蚁群觅食模型是依照正反馈思想建立起来的,它在以迭代的方式进行复杂问题求解时,当前性能愈优的候选解(或构成候选解的组件)愈是被强化,这使得模型能在较短的时间内收敛到一些较为满意的解.但由此得到的结果往往是问题的局部最优解,而且随着迭代的继续,对这些解的强化越来越大,模型处于“早熟停滞”状态.为了在迭代的后期,算法仍有机会跳出局部最优并继续寻找更好的解,研究人员在算法实现上局部利用负反馈的抑制作用来控制信息激素的增长和个体的行为规则^[36, 37].

蚁群构造巢穴的行为体现了正反馈的放大效应.在构造巢穴时,每个蚂蚁只与其近邻的同伴交互,活动空间也被限制在一定的范围内.虽然每个蚂蚁并不知晓巢穴的全貌,但最终构造出来的巢穴却结构精良、因地制宜,能够满足不同的需要.这种局部的微观运作规则导致的宏观结构涌现正是群集智能的精妙所在.

蚁群社会的劳动分工行为体现出正反馈的长远效应.Deneubourg 等人较早地运用非线性动力学的手段从宏观上解释了蚁群社会出现劳动分工的生态条件^[38].事实上,蚂蚁的行为受劳动分工的制约乃是源于个体之间的“多重交互”,合作即是从系统的递推中演化出来的.“合作”现象普遍存在于各种复杂系

统之中^[39], 因此揭示基于群集智能的复杂系统合作进化机制无疑具有重要的现实意义。

群集智能中负反馈采取的形式可能是饱和(saturation)、枯竭(exhaustion)和竞争。例如劳动分工是为了提高效率, 但分工不均、回报不公(在蚁群系统中以信息激素的强弱表示)都会导致效率低下, 直至群体发展走向两极: 一部分任务因为回报较高而导致大量个体蜂拥而至, 始终处于被执行的“饱和”状态; 另一部分任务则由于回报较低而导致执行的个体很少, 长期处于“饥饿”状态。利用负反馈的调节和抑制作用进行任务回报(信息激素的浓度)的调整使得个体选择处于“饱和”状态的任务的概率减小, 从而其他任务被执行的概率就增加了, 最终使任务分配达到动态平衡。负反馈的抑制作用尤其适合任务集本身不断变化的情形。

1.3 学习机制

学习机制是指个体根据来自任务环境的性能反馈(奖励信号)而修正并归纳其自身行为的根本特性。基于这种内在的学习机制, 个体将不再局限于预定的行为, 它能够适应动态变化的环境条件和新的要求^[40]。从本质上讲, 群集智能是一种分布式结构, 通过某些全局评价(如蚁群系统中的信息激素全局更新, 粒子群系统中的当前全局最优位置等), 每个个体都被训练成为其局部环境中的任务专家。

群集智能中最为普遍的一种学习方式就是强化学习(reinforcement learning), 即在不知道关于正确方案的外部指导信息的情况下基于尝试出错的迭代学习行为^[41]。通常, 强化学习试图推导出从个体由其环境感知到的外部激励到一个或者更多行为反应的行为映射。在人工系统的实现方面, 强化学习可以采用不同的计算方式实现, 例如蚁群觅食的 Ant-Q 模型^[42]就是通过定义一种 Q-函数来实现强化学习的。当然强化学习也存在个体难以辨识其自身当前所处的状态和重复学习等局限性^[43]。

另外, 随机学习^[44]、合作式学习^[45]和进化学习^[46]也是普遍存在于生物系统中的内部运行模式, 是指导建立群集智能模型的常用学习方法。

2 群集智能的模型与算法

传统的复杂系统研究方法往往使用某些纯数

学的手段(如微分方程)来宏观地刻画系统特性, 这种自上而下的方法(top-down approach)对复杂系统的初期研究做出了重要的贡献。但是仅从宏观上刻画复杂系统是不够的, 通过深入研究发现: 自上而下的方法将复杂系统中所有的个体都看作是同类的(homogenous)并因此忽略了个体的局部特征, 所以该方法并不能刻画一些细节的局部行为。为此, 面向复杂系统研究的自下而上的方法(bottom-up approach)应运而生。

与自上而下的方法不同, 基于群集智能的复杂系统研究首先根据所要探讨的系统或现象定义单个的人工个体(如人工蚂蚁、人工鸟等), 给出一定的行为和参数, 然后定义个体之间以及个体与环境之间的交互规则, 通过交互作用来模拟出所要刻画的系统或现象。以这种方式为总体原则发展起来的建模工具有遗传算法 GA^[7]、人工神经网络 ANN^[47]、元胞自动机 CA^[9]、SWARM 平台^[48, 49]、蚁群优化方法 ACO、粒子群优化方法 PSO 等。

2.1 群集智能的建模工具

动力学建模是早期研究复杂系统的主要工具, 属于自上而下的方法。它通过分析系统结构, 选取适当的因素, 建立因素之间的反馈关系, 并在此基础上建立一系列微分方程, 进而模拟、解释和预测在不同参数和不同策略因素输入时的系统变化行为和趋势。这种工具主要用来研究在很大程度上与个体水平现象的细节无关的某些普遍特征和趋向, 如生物集群内部进化产生的劳动分工、等级关系和阶级, 群体的调节机制等。尼科利斯和普里戈京从生物系统进化的角度给出了蚁群劳动分工的群体动力学模型, 解释了蚂蚁分工形成的原因以及影响蚁群大小的因素^[38]。

元胞自动机所具有的自下而上的研究思路、强大的计算处理功能、固有的并行计算能力和时空动态特征, 使得它在模拟复杂系统的时空动态演变方面具有自然性、合理性和可行性。元胞自动机不仅可以描述和解释复杂系统的现象和特征, 还能模拟和预测这些现象和特征形成的过程, 揭示出复杂系统的本质规律和内在运行机制。用元胞自动机研究群集智能时, 可将研究对象的个体定义为元胞, 将个体的行为选择规则变换为元胞的演化规则。Martin 等成功地利用元胞自动机模

拟和解释了蚁群尸体聚类现象^[16]. Langton 和 Tuik 创建了一种称为“蚂蚁规则”的元胞自动机^[50],此规则通过执行极其简单的运动算法来模拟蚂蚁的行为,结果发现这些蚂蚁会突现出混沌、轨道无定界等复杂的行为.

人工神经网络是以生物体的神经系统工作原理为基础建立的一种网络模型.该网络中的基本单元是一种类似于生物神经元的人工神经元,也是一种广义的自动机(可以用电子元件模拟);由许多类似的人工神经元按照一定的方式连接起来形成的神经网络,可以展示出系统的整体性行为,这种涌现行为表现在人工神经网络可以被用来作为信息处理的一个功能整体.正是由于具有很强的信息处理功能,人工神经网络目前已被广泛应用于与信息处理有关的诸多领域,包括从简单的信号处理分析到研究人的学习记忆机制.用人工神经网络来研究群集智能涌现时有两种途径:一种是将个体看作是单个神经元,个体之间的交互看作是神经元之间的连接,于是群体就相当于一个随机连接的神经网络;另一种途径是将单个个体的行为用人工神经网络来表示,采用神经学习的方式将感知输入映射成行为输出.

遗传算法模仿了生物遗传学和自然选择机理,最初作为一类优化搜索算法出现,现已发展成为复杂系统研究的一种重要工具.用遗传算法进行群集智能建模与仿真时,一般有两种不同的思路:一种是以个体为模拟对象,对个体的属性(如视野、运动特性、寿命、能量消耗、食物获取效率等)进行基因编码,然后定义个体的行为规则(如移动、攻击、获取食物、交配等),再根据遗传操作进行世代演变,这种思路更接近人工生命的研究;另一种是以子群体为模拟对象,对每个子群体都采用一个基因编码与之对应,虽然子群体内每个个体的基因编码是一致的,但由于个体具有一定的学习能力,当接受的环境激励不同时,个体行为表现各异,这种思路更有利于模拟群集智能涌现和揭示其内在运行机制.

SWARM 平台是著名的 Santa Fe 研究所开发的一个具有可信性和可重用性的高效率软件实验平台,它为复杂系统研究人员提供了一个标准的软件工具集,从而创造出一个适宜的软件实验环境.SWARM 的建模思想是建立一系列独立的个

体,通过独立个体之间进行交互,考察和研究系统的行为和演化规律.在此框架下,SWARM 的使用者不必在特定模型的实现上花费精力.SWARM 模拟的基本单位是个体,它能够产生动作并影响自身和其他个体.个体定义了 SWARM 系统中的基本对象,即模拟部件;时间表则定义了这些对象之间的事件发生的流程.在 SWARM 中,特定的行为在特定的时间发生,而行为的发展则按照时间表的规定进行.时间表是一个数据结构,包含了各种事件的执行顺序.模型将按照这种安排好的事件的执行顺序向前推进.

虽然 ACO 和 PSO 都是作为复杂优化和控制问题的求解算法而开发的,但因为它们是直接从具有群集智能特征的生物系统中仿生隐喻(metaphor)而来的,所以利用这类方法进行群集智能的建模与仿真所得到的结果,直观上讲更能够令人信服.从建模工具的角度看,ACO 和 PSO 都属于基于主体的建模(agent-based modeling, ABM)^[51]工具.

2.2 蚁群觅食模型

2.2.1 ACO 及其相关算法模型

Dorigo 等人在文献[14]中提出的 ACO 元启发方法乃是一种用于指导具体版本的蚂蚁算法设计的元模型,该模型实现过程的描述如下:

Procedure *ACO metaheuristic*

while end condition not satisfied **do**

schedule_ activities

ants_ activity()

pheromone_ evaporation()

daemon_ actions()

end schedule_ activities

end while

end *ACO metaheuristic*

蚂蚁的行为 *ants_ activity()* 体现了每个个体按给定的行为规则在固定的时间间隔内完成一系列动作,包括“选择路径”、“释放信息激素”、“移动”等(从问题求解的角度看也就是问题空间上的一次搜索并获得一个解).信息激素是蚂蚁进行间接交互的媒介,信息激素的挥发 *pheromone_ evaporation()* 意味着蚁群活动环境的改变.后台活动 *daemon_ actions()* 主要是为算法求解而设计的,用来完成单个蚂蚁无法完成的相对集中的任务,比

如全局环境信息的收集和 信息激素的全局更新等。

在 ACO 的算法实现层面, 标准的蚂蚁算法模型 Ant System(AS) 主要由以下几个公式来描述:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)] \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)] \cdot [\eta_{il}]^\beta} & j \in J_i^k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) + e\Delta\tau_{ij}^e(t) \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q/L^k(t) & (i, j) \in T^k(t) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}^e(t) = \begin{cases} Q/L^+ & (i, j) \in T^+ \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, m 为蚂蚁的个数; t 为迭代次数; i 为蚂蚁当前所处的位置; j 为蚂蚁将要选择的下一个位置; J_i^k 为第 k 个蚂蚁从 i 处出发可以到达的位置的集合; $\tau_{ij}(t)$ 为当前由 i 到 j 的路径上的信息激素强度; η_{ij} 为启发信息, 这里表示由 i 到 j 的路径能见度, 其值为由 i 到 j 的路径长度的倒数 $1/d_{ij}$; β 是控制信息激素强度和路径能见度的相对权重的可调节参数; $P_{ij}^k(t)$ 是第 k 个蚂蚁选择由 i 到 j 的路径的转移概率; ρ ($0 \leq \rho < 1$) 为信息激素的衰减系数; $\Delta\tau_{ij}^k(t)$ 为第 k 个蚂蚁在由 i 到 j 的路径上遗留的信息激素量; $\Delta\tau_{ij}(t)$ 为所有蚂蚁完成一次迭代后遗留在由 i 到 j 的路径上遗留的信息激素的总量; $T^k(t)$ 是第 k 个蚂蚁当前迭代的路径; $L^k(t)$ 是第 k 个蚂蚁当前迭代的路径长度; 参数 Q 一般设为由最近邻域启发式方法 (the nearest neighbor heuristic) 获得的路径长度; e 为用于提高 AS 算法性能的精英蚂蚁 (elitist ants) 的数量; $\Delta\tau_{ij}^e(t)$ 为每个精英蚂蚁在由 i 到 j 的路径上遗留的信息激素量; T^+ 为迄今为止找到的最佳路径; L^+ 为 T^+ 的长度。

为了进一步提高 AS 的问题求解性能, Dorigo 和 Gambardella 提出了一种新的蚂蚁算法模型 ACS^[30]. ACS 在 AS 的基础上做了以下 4 个方面的改进: 将确定性转移规则和概率转移规则结合起来, 使得蚂蚁的行为选择更为大胆; 只增强属于全局最优路径上的信息激素; 利用信息激素的局部

更新规则提高算法的“勘探”(exploration)能力; 给每个蚂蚁附加一个“候选列表”(candidate list)将下一次要选择的位置限制在一定范围内. Max - Min AS^[36]算法模型则修改了 AS 的信息激素更新方式, 每次迭代之后仅有一只蚂蚁能够进行信息激素的更新以获取更好的解. 为了避免搜索停滞, 路径上的信息激素浓度被限制在一定的范围内. AS_{Rank}^[52]算法模型采用“精英策略”(elitist strategy)和“分级”(ranking)技术对 AS 进行改进: 当每个蚂蚁都产生了各自的路径之后, 将所有的蚂蚁按照路径长度进行排序, 一个蚂蚁对信息激素水平更新的贡献程度根据其等级 μ 来确定; 为了避免某些路径段的信息激素被过分强化而导致收敛到局部最优解, 上述操作过程只考虑 w 个较优的蚂蚁. 在求解优化问题时, 当前最优解附近往往存在性能更好的解, 于是可以将高效的局部搜索算法引入蚁群优化算法, 例如 HAS^[53]和 ACS - 3 - opt^[30]等混合算法即在蚂蚁构造了一个完整的解后, 通过局部搜索技术加快收敛速度. 文献[44]则提出了一种基于竞争学习的蚁群觅食模型.

2.2.2 结合 ANN 和 GA 的蚁群协作觅食模型

Johnson, Hubbel 和 Feener 构造了一个蚁群协作觅食过程的模型, 研究食物堆的大小和空间分布对于工蚁的数量演变和觅食行为方式的影响^[45]. 工蚁的觅食过程可以分为搜索食物和搬运食物两个环节, 觅食过程的成本主要发生在搜索环节, 而觅食过程的收益主要发生在搬运环节, 成功的觅食策略是最小化搜索食物的时间. 模型中假设在无增援下的食物搜索是一种在巢穴附近的随机行走行为. 如果食物堆很小, 工蚁的觅食是在无增援下独立进行的, 因为增援的收益比较小. 食物堆很大时, 蚁群需要足够的觅食力量, 这主要依赖于增援. 增援的收益相当大, 足以消除搜索的成本. 增援的形式可以有多种, 最简单的有长队列增援方式和成组增援方式以及大规模增援方式. 大规模增援方式一般出现在有大堆食物被发现的场合.

在进化模拟的每一代, 人工蚁群环境重新初始化, 所有释放的信息激素被清除, 食物按照一定的概率重新分布, 所有的蚂蚁个体返回巢穴进行新一轮的觅食行动, 每个蚁群的适应度按照上一轮觅食成果减去该蚁群所有个体新陈代谢的能耗

(包括移动、释放信息激素)来计算。

单个蚂蚁的觅食行为用反馈型神经网络来表示,即通过神经学习的方式将感知输入映射成行为输出.感知的信号包括:食物、巢穴以及信息激素的数量,此外搬运状态、搬运方向以及随机噪声也作为输入信号处理;输出的行为包括:下一时刻移动的位置、是否搬运以及信息激素释放量;然后再采用合适的编码方式将神经网络信息映射为蚂蚁的基因编码.蚁群内蚂蚁的基因编码是一致的,但蚂蚁在某时刻接受环境激励不同,产生的行为各异.每一代计算各蚁群的适应度,完成蚁群的遗传操作,包括选择、交叉、变异等.经过若干代的进化,即可考察蚁群的觅食行为演变特征.

2.2.3 模型分析说明

从问题求解的角度看,蚁群优化 ACO 的一系列模型中主要是采用信息激素变化实现问题空间的演化求解(遗传算法采用的是解空间的演化),但同时也存在自启发式方法的辅助.例如 AS 算法模型在问题求解的早期阶段,蚂蚁积累的经验还不足以改变问题的结构,便采取了一种基于能见度的自启发式方法来指导搜索,距离近的路径会被蚂蚁优先考虑,而当蚂蚁所积累的经验增加以后,这种自启发式方法会自动失去其重要性.基于问题空间演化的求解方法对于病态结构的问题或描述不甚明确的问题的求解具有较大的实际意义.各种蚂蚁算法模型中大都采取了将群体间通讯与个体自身的启发式搜索相结合的方式.

上述结合神经网络和遗传算法的蚁群协作觅食模型的目的不在问题求解,而在于设计一种人工生命模型,即通过模拟仿真的方式实现特殊的生命行为和现象在计算机世界中的重现.

2.3 蚁群聚类模型

2.3.1 基本聚类模型

蚁群的墓地构造一直受到人们的关注,但构造墓地远比觅食复杂.Deneubourg 等人^[54]根据蚂蚁在构建墓地时搬运死去蚂蚁尸体的行为提出了一种基本聚类模型(basic model, BM),其方式是采用一定的函数确定蚂蚁拾起和放下尸体的概率,概率的大小由环境的决定,蚂蚁行为又反过来影响环境中尸体的分布,最终实现蚂蚁将随机分布在环境中的尸体聚集到一个固定的地点.在 BM 中,环境被划分为网格状,蚂蚁的主要行为是拾起

和放下尸体:一个蚂蚁在其路径上遇上一具尸体,依概率 P_p 将它拾起(假定该蚂蚁此时并没有背负一个尸体).然后这个蚂蚁再次随机走动,每走一步,都有可能依概率 P_d 将尸体放在它所处的新位置上.这里,

$$P_p = \left(\frac{k_1}{k_1 + f} \right)^2 \quad (6)$$

$$P_d = \left(\frac{f}{k_2 + f} \right)^2 \quad (7)$$

式中, k_1 、 k_2 是阈值常数, f 表示该蚂蚁周围一定范围内的尸体数目.

BM 模型的假设条件是:允许蚂蚁移向占有尸体的位置,这将允许蚂蚁一边更新记忆,一边拾起尸体;同时,也允许蚂蚁在其所处位置上放下它所背负的尸体.

2.3.2 最小聚类模型

在 BM 模型中,蚂蚁个体需要具有一定的智能(计算拾起和放下的概率 P_p 和 P_d ,以及一定的记忆存储空间).而 Martin 等人^[16]认为这种个体的智能不是至关重要的,他们提出了一个类似元胞自动机的最小模型(minimal model, MM),MM 模型和 BM 模型的根本区别在于蚂蚁拾起和放下尸体的规则不同.MM 模型中个体的行为规则是:一旦没有背负尸体的蚂蚁在其邻近的 8 个方向(前、后、左、右及对角线)上发现一个尸体,它将确定性地(以概率 1)拾起该尸体.若有多个尸体,则从中随机选一个;在蚂蚁移动了至少一步远之后,一旦蚂蚁在邻近的 8 个方向上被一个或多个尸体包围,它将从邻近的 8 个方向中随机选择一个空位,放下背负的尸体.MM 模型中蚂蚁所需要的“智能”比 BM 模型中的要少,但也能够演化出与 BM 模型类似的宏观现象.<http://cui.unige.ch/~martinm/ants> 上存有关于 BM 和 MM 模型的模拟软件.

2.3.3 LF 聚类模型

Lumer 和 Faieta 等人^[55]对 BM 模型做了推广(简称 LF 聚类模型),并应用于数据分析之中,其后采用蚁群聚类模型进行模式识别、数据挖掘和图像处理的工作基本上都是以该模型为基础的.LF 模型的主要思想是在对象属性空间中定义一个表达对象间的“不相似性”的广义距离 d .在 2.3.1 节的 BM 模型中,任意两个对象 o_i 和 o_j 只能

是同质或异质的,即可以通过一个二进制矩阵 $O[d(o_i, o_j)]_{n \times n}$ 来表示所有对象之间的关系. 如果两对象是同质的,则 $d(o_i, o_j) = 0$, 否则 $d(o_i, o_j) = 1$. 显然, 如果将对象扩展到 R^n 空间, 定义 $d(o_i, o_j)$ 为欧几里德范数(或其他度量方法), 则可以用实值来精确描述有限数量的对象之间的不相似性. 为了使聚类得到的“簇”内距离(即“簇”的内部对象之间的属性距离)比“簇”间距离(即属于不同“簇”的对象间的距离)短, LF 模型采取了一种将高维属性空间 R^n 映射到某一低维空间 $R^m (m < n)$ 的策略. 这样的映射使得在高维空间中的一些邻接关系不会在低维空间中产生过多的新的邻接关系.

LF 模型的大致执行过程如下: 假定 $m = 2$, 将要考察的一组对象嵌入到 Z^2 子空间(如网格)中. 蚂蚁可以直接察觉到一个面积为 $(s^2 - 1)$ 的周围区域 $\text{Neigh}_{s \times s}$. 令 $d(o_i, o_j)$ 为属性空间中两个对象 o_i 和 o_j 之间的距离, 同时假定蚂蚁在 t 时刻位于 r 处, 且该处发现了对象 o_i , 则在 r 周围类似于 o_i 的对象的局部密度由下式给出

$$f(o_i) = \max \left\{ 0, \frac{1}{s^2} \sum_{o_j \in \text{Neigh}_{s \times s}(r)} \left[1 - \frac{d(o_i, o_j)}{\alpha} \right] \right\} \quad (8)$$

式中, 参数 α 是定义相异程度的尺度因子, 一般取值为 0.5. 蚂蚁拾取和放下对象 o_i 的概率分别为

$$P_p(o_i) = \left(\frac{k_1}{k_1 + f(o_i)} \right)^2 \quad (9)$$

$$P_d(o_i) = \begin{cases} 2 \cdot f(o_i) & f(o_i) < k_2 \\ 1 & f(o_i) \geq k_2 \end{cases} \quad (10)$$

式中, k_1, k_2 是阈值常数, 一般取值为 $k_1 = 0.1, k_2 = 0.15$.

2.3.4 模型分析说明

BM 模型和 LF 模型中个体使用的都是基于概率的行为规则, 而 MM 模型中使用的是确定性行为规则, 但都能通过局部作用演化出类似的宏观现象. BM 模型蚂蚁具有一定的记忆功能, 而在 MM 模型和 LF 模型中, 蚂蚁是没有记忆的. 虽然这种记忆机制对于整体涌现的影响还不完全清楚, 但可以根据实际应用的需要进行设计. 例如在面向群体机器人实现的应用中, 可以引入记忆机制; 而在没有太多的实际条件限制的计算机实现中则

可以不考虑这种记忆机制. 相比较而言, LF 模型更为精致, 更符合实际问题的结构, 具有很大的发展和应用潜力.

2.4 蚁群劳动分工模型

2.4.1 群体动力学模型

尼科利斯和普里戈京以蚁群的劳动分工现象为对象分析了协作集团的形成. 他们的所有分析都基于下面这个“普遍发展方程”^[38]

$$\frac{dX_i}{dt} = k_i X_i \left[N_i - \sum_j \beta_{ij} X_j \right] - d_i X_i + F_C(\{X_i\}) + F_R(\{X_i\}) + F_M(\{X_i\}, \{X_i^e\}) \quad (11)$$

式中, k_i 为繁殖频率, d_i 为死亡频率. 非线性函数 F_C 和 F_R 分别描述竞争率和调节率. F_M 代表迁居、运动等等, 并依赖于内部 X_i 和外部 X_i^e 之值.

现在假设两个集群之一的 X_2 , 已经“发明”了劳动分工. 蚂蚁的种类由原来的一种变为两种: “工蚁” Y , 负责集群的生长; “兵蚁” Z , 其唯一任务是攻击集群 X_1 (以后以 X 表示). 同时假设这个集群也已发展了一种调节 Z 和 Y 的相对个体数的机制.

现在想要了解在什么条件下生态系统中会出现劳动分工. 这个问题在此被看成为集群 X 和 $(Y + Z)$ 之间的竞争问题, 或者说是在小的结构涨落 Z 的影响之下两个不同集群 X, Y 的进化问题. 于是得到三个方程

$$\frac{dX}{dt} = kX(N - X - Y - Z) - dX - \rho XZ \quad (12)$$

$$\frac{dY}{dt} = kY(N - X - Y - Z) - dY - F(Y, Z) \quad (13)$$

$$\frac{dZ}{dt} = F(Y, Z) - dZ \quad (14)$$

通过对方程的求解和分析得出的结论是: 数值 N 越大越有利于能产生劳动分工的结构涨落的传播, 即要求被开拓的环境是富饶的. 一些生物学观察证实了模型分析所得出的结论, 特别是其中与集群大小有关的结论: 生活在温和气候中的蚂蚁品种的多态性明显少于热带区域, 在后一情况, 集群的平均规模比较大; 类似地, 在大的蜂群中, 工蜂的多形程度是高度发展的, 而在小的蜂群中, “蜂王”与“工蜂”之间形态学上的差别没有大

的蜂群那么显著。

2.4.2 固定响应阈值模型

Bonabeau 等人^[31]在对蚁群的任务分配行为进行深入研究的基础上,提出了固定响应阈值模型(fixed response threshold model, FRTM). 该模型可以简单地描述如下:对于每个蚂蚁都存在一个固定的响应阈值,每个响应阈值对应于其对某个任务的响应,个体的响应阈值的水平可反映出行为响应的实际差别或反映察觉相关任务的刺激的不同方式. 环境中对应每一个任务存在着一个刺激强度,当一个任务的刺激强度超过了某个蚂蚁的响应阈值时,它就开始从事该项工作. 当执行某一特定任务的个体退出时,执行该任务的需求和对应的刺激强度都会增加,直到达到最初没有执行该任务的具有较高响应阈值的个体的水平,从而激发这些个体开始执行该任务.

响应阈值 θ 是决定个体响应刺激 s 而从事相应的任务的倾向性的一个内部变量,即:当 $s \gg \theta$ 时,个体选择该任务的概率高;当 $s \ll \theta$ 时,个体选择该任务的概率低.

假设有两类蚂蚁执行同一个任务,令 S_i 为个体 i 的状态($S_i = 0$ 对应于非活动状态, $S_i = 1$ 对应于执行任务), θ_i 为第 i 类蚂蚁的响应阈值, $i = 1, 2$.

一个非活动的蚂蚁在单位时间内按照概率 P 开始执行任务:

$$P(S_i = 0 \rightarrow S_i = 1) = \frac{s^n}{s^n + \theta_i^n} \quad (n > 1) \quad (15)$$

一个正在执行任务的蚂蚁在单位时间内按照固定的概率 p 放弃执行该任务,变为非活动个体

$$P(S_i = 1 \rightarrow S_i = 0) = p \quad (16)$$

刺激强度的变化取决于两个方面:任务的执行情况(一旦任务被执行,刺激强度会降低);任务需求的自主增加. 刺激强度的演化公式为:

$$s(t+1) = s(t) + \delta - \partial n_{act} \quad (17)$$

式中, δ 是刺激强度的单位时间增加量,取常数. n_{act} 为活动个体的数量, ∂ 为衡量由于一个个体的活动而引起刺激强度减少的比例因子,即个体执行任务的效率. 这里 ∂n_{act} 是一种负反馈机制,即正在执行某任务的活动个体越多,刺激强度就越低,以至于其他个体选择该任务的概率越小,从而

使任务分配达到动态平衡.

Krieger^[56]等人已经将这个模型应用于机器人的自组织任务分配中. 他们的实验结果表明:对于简单环境中的自组织问题,固定阈值模型是有效的;而对于复杂任务,则需进一步的验证和改进.

2.4.3 时变响应阈值模型

针对简单阈值模型的不足, Theraulaz 等人^[32]对其作了改进,允许阈值随时间变化,称之为时变响应阈值模型(time-dependent response threshold model, TRTM). 当任务被执行时,与之对应的阈值降低,当任务没有执行时,对应的阈值增加. Bonabeau 等人^[14]对此模型进行了实验验证,将其应用到自适应取回邮件的例子中. 该模型的基本思想是让蚂蚁响应具有不同刺激强度的任务需求,从而使全局需求尽可能低. 处于状态 z_i 的个体 i 按以下概率 P_{ij} 响应刺激强度为 s_j 的任务 j 的需求

$$P_{ij} = \frac{s_j^2}{s_j^2 + \alpha\theta_{ij}^2 + \beta d_{z_i,j}^2} \quad (18)$$

式中, $\theta_{ij} \in [\theta_{\min}, \theta_{\max}]$ 是个体 i 对应刺激强度为 s_j 的任务 j 的需求的响应阈值,其更新方式为

$$\theta_{ij}(t+1) = \theta_{ij}(t) - \xi_0 \quad (19)$$

$$\theta_{il}(t+1) = \theta_{il}(t) - \xi_1, l \in n_j \quad (20)$$

$$\theta_{ik}(t+1) = \theta_{ik}(t) + \varphi, k \neq j \text{ 且 } k \notin n_j \quad (21)$$

式中, n_j 是包围 j 的区域的集合, ξ_0 和 ξ_1 对应于蚂蚁向新位置移动的“学习”系数, φ 是响应阈值对于其他位置的“遗忘”系数. $d_{z_i,j}$ 是 z_i 和 j 之间的抽象距离(例如它可以表示蚂蚁 i 有执行任务 j 的能力或者缺乏执行任务 j 的能力等).

2.4.4 模型分析说明

固定阈值模型有以下几个限制条件:假设蚂蚁的响应阈值在离散时间段上是不变的;假定蚂蚁是有差异性的,且蚂蚁的角色是预先分配好的,而并未解释任务分配的起源和蚂蚁分工的鲁棒性;作为真实蚂蚁行为的模型,只有当时间尺度足够小以至于阈值可以被看作是常数时,它才是有效的.

随时间变化的阈值模型的柔性 and 鲁棒性都优于固定阈值模型,但是在实际应用时其性能是否都能超越经典的任务分配算法,目前还没有实验的比较,值得进一步探讨.

2.5 鸟群觅食模型

2.5.1 粒子群优化的原理与算法模型

在粒子群优化的过程中,鸟群中的每只鸟根据对环境的适应度飞行到较好的区域,将每只鸟看作 D 维搜索空间中的一个没有体积的微粒,在搜索空间中以一定的速度飞行.这个速度根据它本身的飞行经验以及同伴的飞行经验进行动态调整.第 i 个微粒表示为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,它经历过的最好位置(有最好的适应值)记为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,也称为 p_{best} .在群体所有微粒经历过的最好位置的索引号用符号 g 表示,即 \mathbf{P}_g ,也称为 g_{best} .微粒 i 的速度用 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 表示.对每一代,其第 d 维($1 \leq d \leq D$)速度根据如下方程变化:

$$v_{id} = wv_{id} + c_1 \text{rand}() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{Rand}() (p_{gd} - x_{id}) \quad (22)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (23)$$

式中, w 为惯性权重(inertia weight), c_1 和 c_2 为加速常数(acceleration constant), $\text{rand}()$ 和 $\text{Rand}()$ 为两个在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机函数.

此外,微粒的速度 \mathbf{V}_i 被一个最大速度 \mathbf{V}_{max} 所限制.如果当前对微粒的加速导致它在某维的速度 v_{id} 超过该维的最大速度 $v_{\text{max}, d}$,则该维的速度被限制为 $v_{\text{max}, d}$.

标准 PSO 算法^[57] 的步骤如下:

步骤 1 初始化一群微粒(群体规模为 N),包括随机位置和速度.

步骤 2 评价每个微粒的适应度.

步骤 3 对每个微粒,将其适应值与其经历过的最好位置 p_{best} 作比较,如果较好,则将其作为当前的最好位置 p_{best} .

步骤 4 对每个微粒,将其适应值与全局所经历的最好位置 g_{best} 作比较,如果较好,则重新设置 g_{best} 的索引号.

步骤 5 根据式(22)、式(23)更新微粒的速度和位置.

步骤 6 如未达到结束条件(通常为足够好的适应值或达到一个预设最大代数 G_{max}),则返回步骤 2;否则,输出结果(如最好位置 g_{best}).

2.5.2 PSO 的改进模型

对于标准模型中的惯性权重 w 来说,针对不

同的问题,其每一代所需要的比例关系并不相同.为此文献[58]提出了基于模糊系统的惯性权重的动态调整方法.该模糊系统需要两个输入参数:当前种群最优性能指标和当前的惯性权重,输出为惯性权重的调节量.在 Clerc^[59] 的研究中,提出了收缩因子的概念,文中描述了一种选择确定 w 、 c_1 和 c_2 数值的方法,以确保算法收敛.基于选择^[60]和杂交^[61]等遗传操作的改进 PSO 算法则在求解性能和效率方面得到提高.利用小生境思想对 PSO 算法所做的改进能有效地保证种群的多样性,从而避免算法“早熟”^[62],特别适合于求解多峰函数的优化问题.标准的 PSO 模型主要用于求解连续空间的问题,为了扩大 PSO 的应用范围, Kennedy 等人^[63]通过大量的数值研究,经过改进得到了二进制编码的 PSO 算法, Yoshida 等人^[64]在解决电力系统电压控制时进一步给出了混合编码的 PSO 算法.

2.5.3 模型分析说明

PSO 算法是一种相对简单的算法,只需较少的代码和参数,但在各种问题的求解与应用中却展现出其特点和魅力.该算法为人们提供了如下具有启发价值的思路^[29]:使智慧出现而不是尽量强迫它;模拟自然而不是力图控制它;寻求使事情简单而不是让它复杂化.

3 群集智能的典型应用

群集智能的理论与方法不仅是对复杂系统内在运行机制进行研究和仿真的一种重要途径和手段,而且现有的群集智能模型和算法已经广泛应用于许多自然科学与工程科学领域,显示出强大的优势和潜力.

3.1 智能优化及其工程应用

群集智能的研究源于对蚂蚁和鸟等生物群体的“趋优”行为的模拟,在探索过程中发现这类群体趋优模型特别适于求解复杂优化问题.目前,ACO 和 PSO 的一系列实现算法已在组合优化和函数优化方面取得了较好的效果.蚁群优化算法 ACO 在求解多种组合优化问题时性能表现突出,其中主要包括旅行商问题 TSP^[20, 28, 30, 36]、二次分配问题(quadratic assignment problem)^[65]、调度问题

(scheduling problem)^[66]、图着色问题(graph coloring)^[67]、多重背包问题(multiple knapsack)^[68]、约束满足问题(constraint satisfaction problem)^[69]、离散多目标优化问题^[70]。对于上述某些问题,ACO的求解性能甚至超过了遗传算法和人工神经网络等计算智能方法。同样,粒子群优化算法PSO已被确认是一种高效、简单的全局优化算法,尤其是引入了函数扩展技术(function stretching technique)^[71]的PSO算法对于各类复杂优化问题,均能有效地收敛到其全局最优解。目前,PSO算法已在多峰值函数优化^[72]、多目标优化^[73]和约束优化^[74]等方面取得了很好的效果。

由于通信网络的分布式信息结构、非稳定随机动态特性以及网络状态的异步演化过程与蚁群算法的本质和特性非常相似,相应的应用研究持续高涨。围绕通信网络的特点,通过对蚁群算法进行细化处理,已得到一些性能优良的算法,如解决分组交换网络的路由问题的AntNet算法和解决连通有向图的路由问题的AntNet-FA算法^[75]。实际上,对于动态网络的网络保持^[76]、ATM网上VC路由选择、电信网动态路由优化、QoS路由调度^[77]、多波长全光传输网的虚拟波长路径路由和波长分配^[78]等问题,蚁群算法的求解结果都是令人鼓舞的。法国电信公司、英国电信公司和MCI WorldCom在20世纪90年代中后期都开展了蚁群算法用于电信路由的研究,并在实际电信网中得到成功应用。

PSO在人工神经网络优化方面取得了良好的效果,其优化对象不仅包括网络的权重,而且可以包括网络的结构^[17]。高海滨等人^[79]提出的基于连接结构优化的粒子群优化算法(PSO)与BP神经网络及遗传算法比较,在提高分类误差精度的同时加快了训练收敛速度。Van den Bergh和Engelbrecht^[80]提出的协同PSO算法在训练求解分类与函数逼近问题的神经网络时,所达到的精度及泛化能力要优于基于梯度的学习方法及遗传算法。这方面的成果已应用于医学中震颤行为的分析^[81]和设计电力变压器的智能保护机制^[82]等。

在化工方面,PSO算法已被美国一家公司用于将各种生物化学成分进行优化组合,进而人工合成微生物^[83]。与传统的工业优化方法比较,PSO产生合成结果的适应度是传统方法的两倍,实验

的优化过程充分显示了PSO算法的优越性。

群集智能在工程设计中的应用也有若干成功的实例,如数字电路的进化设计^[84]、机构运动链的同构判定^[85]、复杂设计过程的重组与优化^[86]、公差优化设计^[87]、复杂产品设计中的方案组合优化^[88]、卫星舱的布局优化设计^[89]、空间桁架设计^[90]、几何元胞线的生成^[91]等。

3.2 生产管理

群集智能在生产管理中的应用研究已不鲜见,例如具有群集智能特性的先进组织模式和隐式协调控制机制,为分布式自治制造系统提供了绝好的样板。Cicirello和Smith^[92]提出了一套蚁群控制系统(ant colony control, AC²)。Gao等人^[93]利用基于信息激素的机床选择算法实现制造系统中的资源-任务分配,实现了在制造系统中模仿蚁群的隐式协调机制。Bonabeau等人^[94]在蚁群觅食算法的基础上开发了一套能够处理动态变化条件的软件,帮助Unilever公司实现工厂设备的快速、自动和有效配置。Bonabeau等人还在蜂群模型的基础上开发了一套汽车厂油漆刷调度系统。群集智能方法在JSP^[95]、JIT^[96]、FOP^[97]等生产调度问题求解方面也体现出了良好的性能;在多孔类零件的孔群加工路径规划^[98]方面取得了优于Hopfield神经网络的结果。

群集智能理论与方法在管理领域进行推广应用还存在一些障碍:首先是管理者在对自组织系统和群集智能的运行机制的理解上存在一定的困难,从而导致即使通过大量的实际数据证明这些理论确实有用,也难以有效说服管理者实施群集智能解决方案。其次就是目前还无法用相同的数学框架来描述昆虫与人这两类关键的对象,并且难以将人在企业中的受限行为规则直接映射为群集智能中的个体行为规则。一旦这些问题得到解决,将促使企业管理从“命令-控制”模式到“自组织涌现”模式的深层次变革。

3.3 机器人学

群集智能理论与方法在机器人学中的应用主要有以下4个方面:①机器人路径规划。文献^[99]利用蚁群算法有效地解决了自由飞行空间机器人避障问题。②群体机器人的任务协调和协作规划。文献^[100]在蚁群算法思想的基础上设计了一种多机器人协作策略,使得多机器人系统可以在未

知环境中自主进行协作规划,并能防止任务死锁。
 ③群体机器人自组织行为模拟. Holland^[101]考察了异构的真实机器人群体中基于 Stigmergy 的自组织操作,完成对两种不同类型的目标对象进行有效的聚类 and 排序的任务。
 ④具有生命特征的机器人的自复制、自装配、自修复. 文献^[102]将群集智能的理论与方法应用于可重构群体机器人系统,每个机器人个体相对较小,且具有简单行为规则集(如连接、断开、爬到临近的个体之上)和规则的外形(三角形、正方形、六边形等). 通过这些简单的模块,能够生成所需要的二维或者三维结构,这些结构是可重构的,且具有自修复功能. 值得注意的是,这样的群体机器人系统已经逐步具备生命的特征,是“人工生命”的一个重要研究领域。

3.4 数据分析与模式识别

基于蚁群聚类的模型已经被应用于数据分析与模式识别之中. Kuntz 等人^[103]进一步扩展了 LF 模型并将其应用于各种不同的图像生成和图像分割的问题. Ramos 等人^[104]在 LF 模型的基础上,提出了一种蚁群聚类系统 ACLUSTER,并应用于文本文档聚类. 他们还从类似脑结构的神经元的自组织与蚁群的自组织在许多方面的相似性出发,

尝试构建通过简单的局部规则的交互而产生涌现的模式识别系统. 他们通过利用人工蚂蚁对环境的反应和感知,提出了一种处理数字图像聚集的扩展模型,并指出人工蚂蚁可以对任何类型的数字聚集(digital habitat)作出适当的反映和适应. 国内吴斌等人对 LF 模型进行了扩展,并应用于 Web 文档聚类^[105]和移动通信客户关系管理中的客户行为分析^[106].

4 结束语

以上对群集智能的研究进展作了全方位的论述和多视角的分析. 近十年来,群集智能在理论和应用研究方面都取得了长足的发展,但远未达到成熟的阶段,还有很多问题值得深入分析,有待进一步探讨. 可以相信,不同学科的研究人员齐心协力,协同攻关,必将大有可为,创造辉煌,在群集智能研究方面取得新的突破. 同时,作为一个方兴未艾的前沿探索领域,群集智能的有关成果将为复杂系统运行机制的揭示提供重要参考和有益借鉴^[107],其发展前景充满希望。

参考文献:

- [1]戴汝为. 关于“复杂性”的科学——一门 21 世纪的科学[A]. 科学的前沿与未来[M]. 北京: 科学出版社, 1998. 182—207.
Dai Ruwei. The science on complexity: A science of 21st century[A]. The Frontier and Future of Science[M]. Beijing: Science Press, 1998. 182—207.
- [2]Waldrop M M. Complexity: The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos[M]. New York: Touchstone Books, 1993.
- [3]宋学锋. 复杂性、复杂系统与复杂性科学[J]. 中国科学基金, 2003, 17(5): 262—269.
Song Xuefeng. Complexity, complex systems and complexity science[J]. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2003, 17(5): 262—269. (in Chinese)
- [4]肖人彬, 王 雪, 罗云峰, 等. 关于决策支持系统的结构与进化[J]. 计算机研究与发展, 1994, 31(4): 48—53.
Xiao Renbin, Wang Xue, Luo Yunfeng, et al. On the structure and evolution of decision support systems[J]. Journal of Computer Research and Development, 1994, 31(4): 48—53. (in Chinese)
- [5]钱学森, 于景元, 戴汝为. 一个科学新领域——开放复杂巨系统及其方法论[J]. 自然杂志, 1990, 13(1): 3—10.
Qian Xueshen, Yu Jingyuan, Dai Ruwei. A new discipline of science—The study of open complex giant system and its methodology [J]. Nature Magazine, 1990, 13(1): 3—10. (in Chinese)
- [6]Gell-Mann M. The Quark and the Jaguar[M]. New York: Freeman, 1994.
- [7]陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
Chen Guoliang, Wang Xufa, Zhuang Zhenquan, et al. Genetic Algorithms and Its Applications[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 1996. (in Chinese)
- [8]肖人彬, 王 磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望[J]. 计算机学报, 2002, 25(12): 1281—1293.
Xiao Renbin, Wang Lei. Artificial immune system: Principle, models, analysis and perspectives[J]. Chinese Journal of Comput-

- ers, 2002, 25(12): 1281—1293. (in Chinese)
- [9] Bandini S, Mauri G, Serra R. Cellular automata: From a theoretical parallel computational model to its application to complex systems[J]. *Parallel Computing*, 2001, 27: 539—553.
- [10] 李夏, 戴汝为. 系统科学与复杂性(I)[J]. *自动化学报*, 1998, 24(2): 200—207.
Li Xia, Dai Yuwei. System science and complexity(I)[J]. *Acta Automatic Sinica*, 1998, 24(2): 200—207. (in Chinese)
- [11] 李夏, 戴汝为. 系统科学与复杂性(II)[J]. *自动化学报*, 1998, 24(4): 476—483.
Li Xia, Dai Yuwei. System science and complexity(II)[J]. *Acta Automatic Sinica*, 1998, 24(4): 476—483. (in Chinese)
- [12] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. *Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems*[M]. New York: Oxford University Press, 1999.
- [13] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. 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.
- [14] Dorigo M, Bonabeau E, Theraulaz G. Ant algorithms and stigmergy[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2000, 16: 851—871.
- [15] Kude C R, Bonabeau E. Cooperative transport by ants and robots[J]. *Robotics and Autonomous System*, 2000, 30: 85—101.
- [16] Martin M, Chopard B, Albuquerque P. Formation of an ant cemetery: Swarm intelligence or statistical accident? [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2002, 18: 951—959.
- [17] Kennedy J, Eberhart R C, Shi Y H. *Swarm Intelligence*[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [18] Truszkowski W, Hinchey M, Rash J, Rouff C. NASA's swarm missions: The challenge of building autonomous software[J]. *IT Professional*, 2004, 6(5): 47—52.
- [19] Dorigo M. Swarm bots[EB/OL]. <http://www.swarm-bots.org>, Oct 24, 2006.
- [20] 吴斌, 史忠植. 一种基于蚁群算法的TSP问题分段求解算法[J]. *计算机学报*, 2001, 24(12): 1328—1332.
Wu Bin, Shi Zhongzhi. An ant colony algorithm based partition algorithm for TSP[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2001, 24(12): 1328—1332. (in Chinese)
- [21] 陈峻, 沈洁, 秦玲. 蚁群算法求解连续空间优化问题的一种方法[J]. *软件学报*, 2002, 13(12): 2317—2323.
Chen Ling, Shen Jie, Qin Ling. A method for solving optimization problem in continuous space by using ant colony algorithm[J]. *Journal of Software*, 2002, 13(12): 2317—2323. (in Chinese)
- [22] 张铃, 程军盛. 松散的大脑——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. Loose brain—A mathematical model of swarm intelligence[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2003, 16(1): 1—5. (in Chinese)
- [23] 崔霞, 戴汝为, 李耀东. 群体智慧在综合集成研讨厅体系中的涌现[J]. *系统仿真学报*, 2003, 15(1): 146—153.
Cui Xia, Dai Ruwei, Li Yaodong. The emergence of collective wisdom in the hall for workshop of metasynthetic engineering[J]. *Journal of System Simulation*, 2003, 15(1): 146—153. (in Chinese)
- [24] Holland J H. *Emergence*[M]. New York: Addison-Wesley, 1998.
- [25] 李夏, 戴汝为. 突现(emergence)——系统研究的新观念[J]. *控制与决策*, 1999, 14(2): 97—102.
Li Xia, Dai Ruwei. Emergence: A new concept of system research[J]. *Control and Decision*, 1999, 14(2): 97—102. (in Chinese)
- [26] 彭喜元, 彭宇, 戴毓丰. 群智能理论及应用[J]. *电子学报*, 2003, 31(12A): 1982—1988.
Peng Xiyuan, Peng Yu, Dai Yufeng. Theory and applications of swarm intelligence [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12A): 1982—1988. (in Chinese)
- [27] 陈永芹, 闫芝莉. 蚂蚁[M]. 北京: 中国中医药出版社, 2001.
Chen Yongqin, Yan Zhili. *Ants*[M]. Beijing: China Press of Chinese Traditional Medicine, 2001. (in Chinese)
- [28] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. 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.
- [29] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[A]. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, IV*[C]. Piscataway: IEEE Service Center, 1995. 1942—1948.
- [30] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to traveling salesman problem[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 53—56.
- [31] Bonabeau E, Theraulaz G, Deneubourg J-L. Quantitative study of the fixed threshold model for the regulation of division of labour in insect societies[J]. *Proc. Roy. Soc. London B*, 1996, 263: 1565—1569.

- [32]Theraulaz G, Bonabeau E, Deneubourg J-L. Threshold reinforcement and the regulation of division of labor in insect societies[J]. Proc. Roy. Soc. London B, 1998, 265: 327—332.
- [33]Theraulaz G, Goss S, Gervet J, *et al.* Task differentiation in polistes wasp colonies: A model for self-organizing groups of robots [A]. In: J. -A. Meyer, S. W. Wilson, eds., *Proceeding of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animal to Animats*[C]. Cambridge: MIT Press/Bradford Books, 1991. 346—355.
- [34]Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Positive Feedback as a Search Strategy[R]. Technical Report No. 91-016, Politecnico di Milano, Italy, 1991.
- [35]郑维敏. 正反馈[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
Zheng Weimin. Positive feedback[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. (in Chinese)
- [36]Stützle T, Hools H. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16: 889—914.
- [37]陈 峻, 沈 洁, 秦 玲, 等. 基于分布均匀度的自适应蚁群算法[J]. 软件学报, 2003, 14(8): 1379—1387.
Chen Ling, Shen Jie, Qin Ling, *et al.* An adaptive ant colony algorithm based on equilibrium of distribution[J]. Journal of Software, 2003, 14(8): 1379—1387. (in Chinese)
- [38]尼科利斯 G, 普里戈京 I. 非平衡系统的自组织[M]. 北京: 科学出版社, 1986.
Nicolis G, Prigogine I. Organization in Non-equilibrium Systems[M]. Beijing: Science Press, 1986. (in Chinese)
- [39]Axelrod R. The Evolution of Cooperation[M]. New York: Basic Books, 1984.
- [40]Liu J. Autonomous Agent and Multi-agent Systems: Explorations in Learning, Self-organization and Adaptive Computation[M]. Singapore: World Scientific Publishing, 2001.
- [41]Sutton R S. Reinforcement learning architectures for animates[A]. In: *Proceedings of the First International Conference on the Simulation of Adaptive Behavior*[C]. Cambridge: The MIT Press, 1991. 105—124.
- [42]Gambardella L M, Dorigo M. Ant-Q: A reinforcement learning approach to the traveling salesman problem[A]. In: Prieditis A and Russell S, editors. *Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning*[C]. Palo Alto: Morgan Kaufmann Publishers, 1995. 252—260.
- [43]Wooldridge M. A Introduction to Multiagent Systems[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 2002.
- [44]Kubo M, Kakazu Y. Simulating a competition for foods between ant colonies as a coordinated model of autonomous agents[A]. In: *Proceedings of the International Conference on Systems, Man and Cybernetics*[C]. Piscataway: IEEE Service Center, 1993, 142—148.
- [45]王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
Wang Xiaoping, Cao Liming. Genetic Algorithms: Theories, Applications and Software[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002. (in Chinese)
- [46]Mitchell T M. 机器学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
Mitchell T M. Machine learning[M]. Beijing: China Machine Press, 2003. (in Chinese)
- [47]Chen K. A simple learning algorithm for the traveling salesman problem[J]. Physical Review E, 1997, 55(6): 7809—7812.
- [48]Swarm Development Group. A resource for agent-based and individual-based modelers and the home of Swarm[EB/OL]. http://www.swarm.org/wiki/Main_Page, Mar 23 2007.
- [49]许国志, 顾基发, 车宏安. 系统科学[M]. 上海: 上海科技教育出版社, 2000.
Xu Guozhi, Gu Jifa, Che Hong'an. Systems Science[M]. Shanghai: Shanghai Scientific and Technological Education Press, 2000. (in Chinese)
- [50]Chopard B, Droz M. Cellular Automata Modeling of Physical Systems[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.
- [51]Bonabeau E. From classical models of morphogenesis to agent-based models of pattern formation[J]. Artificial Life, 1997, 3: 191—211.
- [52]Bullnheimer B, Hartl R F, Strauss C. A new rank based version of the ant system: A computational study[J]. Central European Journal for Operations Research and Economics, 1999, 7(1): 25—38.
- [53]Gambardella L M, Dorigo M. HAS-SOP: Hybrid ant System for the Sequential Ordering Problem[R]. Technical Report IDSIA 11-97, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.
- [54]Deneubourg J-L, Goss S, Franks N A, *et al.* The dynamics of collective sorting: robot-like ants and ant-like robots[A]. In: J. -A. Meyer, S. W. Wilson, editors. *Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats*[C]. Cambridge: MIT Press, 1991. 356—363.
- [55]Lumer E, Faieta B. Diversity and adaptation in populations of clustering ants[A]. In: J. -A. Meyer, S. W. Wilson, editors.

- Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior: From Animals to Animats[C]. Cambridge: MIT Press/Bradford Books, 1994. 501—508.
- [56] Keriger M J B, Billeter J -B. The call of duty: Self-organized task allocation in a population of up twelve mobile robots[J]. *Robot and Autonomous Systems*, 2000, 30: 65—84.
- [57] Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 1998. 69—73.
- [58] Shi Y H, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[A]. In: Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Service Center, 2001. 101—106.
- [59] Clerc M. The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[A]. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 1951—1957.
- [60] Angeline P J. Using selection to improve particle swarm optimization[A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 1998. 84—89.
- [61] Angeline P J. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance differences[A]. In: Proceedings of the Seven Annual Conference on Evolutionary Programming[C]. Berlin: Springer, 1998. 601—610.
- [62] Suganthan P N. Particle swarm optimization with neighborhood operator[A]. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 1958—1962.
- [63] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[A]. In: Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics[C]. Piscataway: IEEE Press, 1997. 4104—4109.
- [64] Yoshida H, Fukuyama Y, Takayama S, *et al.* A particle swarm optimization for reactive power and voltage control in electric power systems considering voltage security assessment[A]. In: Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 497—502.
- [65] Maniezzo N, Colorni A. The ant system applied to the quadratic assignment problem[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1999, 11(5): 769—778.
- [66] Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V *et al.* Ant system for job-shop scheduling[J]. *Journal of Operation Research Statistic Computation Science*, 1994, 34: 39—53.
- [67] Bertelle C, Dutot A, Guinand F, Olivier D. Distribution of agent based simulation with colored ant algorithm[A]. In: Proceedings of the 14th European Simulation Symposium[C]. 2002.
- [68] Leguizamón G, Michalewicz Z. A new version of ant system for subset problems[A]. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 1459—1464.
- [69] Solnon C. Ants can solve constraint satisfaction problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 347—357.
- [70] 陶振武, 肖人彬. 协同进化蚁群算法及其在多目标优化中的应用[J]. *模式识别与人工智能*, 2005, 18(5): 588—595.
- Tao Zhenwu, Xiao Renbin. Co-evolutionary ant colony algorithm and its applications to multi-objective optimization problems[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2005, 18(5): 588—595.
- [71] Parsopoulos K E, Plagianakos V P, Magoulas G D, *et al.* Improving the particle swarm optimization by function "Stretching"[A]. In: Hadjisavvas N, Pardalos P M. Eds. *Advances in Convex Analysis and Global Optimization*[C]. New York: Kluwer Academic Publishers, 2001. 445—457.
- [72] 曾建潮, 介婧, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- Zeng Jianchao, Jie Jing, Cui Zhihua. *Particle Swarm Algorithms*[M]. Beijing: Science Press, 2004. (in Chinese)
- [73] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle swarm optimization method in multiobjective problems[A]. In: Proceedings of ACM Symposium on Applied Computing[C]. New York: ACM Press, 2002. 603—607.
- [74] Ray T, Liew K M. A swarm with an effective information sharing mechanism for unconstrained and constrained single objective optimization problems[A]. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 2001. 75—80.
- [75] Caro G D, Dorigo M. AntNet: Distributed stigmergetic control for communications networks[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 1998, 9: 317—365.
- [76] Wagner I A, Lindenbaum M, Bruckstein A M. ANTS: Agent on networks, trees and n subgraphs[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2000, 16: 915—926.

- [77] Oida K, Sekido M. ABS: An efficient agent-based routing system for QoS guarantees[J]. *Computer Communications*, 2000, 23: 1437—1447.
- [78] Varela G N, Sinclair M C. Ant colony optimization for virtual-wavelength-path routing and wavelength allocation[A]. In: *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 1809—1816.
- [79] 高海兵, 高亮, 周驰, 等. 基于粒子群优化的神经网络训练算法研究[J]. *电子学报*, 2004, 32(9): 1572—1574.
Gao Haibing, Gao Liang, Zhou Chi, *et al.* Particle swarm optimization based algorithm for neural network learning[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(9): 1572—1574. (in Chinese)
- [80] van den Bergh F, Engelbrecht A P. Effects of swarm size on cooperative particle swarm optimization[A]. In: *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*[C]. San Francisco, USA, 2001. 892—899.
- [81] Eberhart R, Hu Xiaohui. Human tremor analysis using particle swarm optimization[A]. In: *Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation*[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 1927—1930.
- [82] El-Gallad A I, El-Hawary M, *et al.* Swarm intelligently trained neural network for power transformer protection[A]. In: *Proceedings of the Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*[C]. Toronto, Canada, 2001. 265—269.
- [83] Eberhart R C, Shi Y H. Particle swarm optimization: Development, applications and resources[A]. In: *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*[C]. Piscataway: IEEE Press, 2001.
- [84] Abd-El-Barr M, Sait S M, Sarif B A B, *et al.* A modified ant colony algorithm for evolutionary design of digital circuits[A]. In: *the 2003 Congress on Evolutionary Computation*[C]. Piscataway: IEEE Press, 2003. 708—715.
- [85] Xiao Renbin, Tao Zhenwu, Liu Yong. Isomorphism identification of kinematic chains using novel evolutionary approaches[J]. *ASME Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 2005, 5(1): 18—24.
- [86] Xiao Renbin, Tao Zhenwu. Reengineering and Optimizing the Complex Design Process Based on Structural Modeling Method and Ant Algorithm[A]. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*[C]. Shenyang, China, 2005. 89—94.
- [87] Xiao Renbin, Tao Zhenwu, Zou Hongfu. Multi-objective particle swarm optimization algorithm and its application to optimal design of tolerances[A]. In: kang Lishan *et al.* eds. *Progress in Intelligent Computation and Its Application*[C]. Wuhan: China University of geosciences Press, 2005. 736—742.
- [88] 陈义保. 基于蚁群系统、灰理论和特征变量的机械优化设计理论和方法的研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2003.
Chen Yibao. *Ants System, Grey Theory and Characteristic Variables Based Research of Theory and Technique in Mechanical Optimization Design*[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2003. (in Chinese)
- [89] Sun Zhiguo, Teng Hongfei. Optimal layout design of a satellite module[J]. *Engineering Optimization*, 2003, 35(5): 513—529.
- [90] Camp C V, Bichon B J. Design of space trusses using ant colony optimization[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2004, 130(5): 741—751.
- [91] Geer P, McLaughlin H W, Unsworth K. Cellular lines: An introduction[J]. *Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science*, 2003. 167—178.
- [92] Cicirello V A, Smith S F. Ant colony control for autonomous decentralized shop floor routing[A]. In: *Proceedings of the 5th International Symposium on Autonomous Decentralized Systems*[C]. 2001.
- [93] Gao Q L, Luo X, Yang S Z. Stigmergic cooperation mechanism for shop floor control system[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2004, 25: 743—753.
- [94] Bonabeau E, Meyer C. Swarm intelligence: A whole new way to think about business[J]. *Harvard Business Review*, May, 2001.
- [95] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, Trubian M. Ant System for job-shop scheduling[J]. *Belgian J. Oper. Res. Statist. Comput. Sci.*, 1994, 34: 39—53.
- [96] McMullen P R. An ant colony optimization approach to addressing a JIT sequencing problem with multiple objectives[J]. *Artificial Intelligence in Engineering*, 2001, 15: 309—317.
- [97] Blum C, Sampels M. Ant colony optimization for FOP shop scheduling: A case study on different pheromone representations[A]. In: *Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation*[C]. Piscataway: IEEE Press, 2002. 1558—1563.
- [98] 肖人彬, 陶振武. 孔群加工路径规划问题的进化求解[J]. *计算机集成制造系统*, 2005, 11(5): 682—689.
Xiao Renbin, Tao Zhenwu. Solution to holes machining path planning by evolutionary methods[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2005, 11(5): 682—689. (in Chinese)
- [99] 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]. *机器人*, 2002, 24(6): 526—529.
Jin Feihu, Hong Bingrong, Gao Qingji. Path Planning for free-flying space robot using ant algorithm[J]. *Robot*, 2002, 24(6):

- 526—529. (in Chinese)
- [100] 丁滢颖, 何 衍, 蒋静坪. 基于蚁群算法的多机器人协作策略[J]. 机器人, 2003, 25(5): 414—418.
Ding Yingying, He Yan, Jiang Jingping. Multi-robot cooperation method based on the ant algorithm[J]. Robot, 2003, 25(5): 414—418. (in Chinese)
- [101] Holland O, Melhuish C. Stigmergy, self-organization, and sorting in collective robotics[J]. Artificial Life, 1999, 5: 173—202.
- [102] Yoshida E, Murata S, Tomita K, *et al.* Distributed formation control for a modular mechanical system[A]. In: Proceedings IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robot and Systems[C]. 1997.
- [103] Kuntz P, Snyers D. New results on an ant-based heuristic for highlighting the organization of large graphs[A]. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE Press, 1999. 1451—1458.
- [104] Ramos V, Almeida F. Artificial Ant colonies in digital image habitats—A mass behaviour effect study on pattern recognition[A]. In: Proceedings of the 2nd International Workshop on Ant Algorithms[C]. 2000. 113—116.
- [105] 吴 斌, 傅伟鹏, 郑 毅, 等. 一种基于群体智能的 Web 文档聚类算法[J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(11): 1429—1435.
Wu Bin, Fu Weipeng, Zheng Yi, *et al.* A clustering algorithm based on swarm intelligence for Web document[J]. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(11): 1429—1435. (in Chinese)
- [106] 吴 斌, 郑 毅, 傅伟鹏, 等. 一种基于群体智能的客户行为分析算法[J]. 计算机学报, 2003, 26(8): 913—918.
Wu Bin, Zheng Yi, Fu Weipeng, *et al.* A customer behavior analysis algorithm based on swarm intelligence[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(8): 913—918. (in Chinese)
- [107] 肖人彬. 群集智能特性分析及其对复杂系统研究的意义[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2006, 3(3): 10—19.
Xiao Renbin. Analysis of characteristics of swarm intelligence and its significance to the research of complex systems[J]. Complex Systems and Complexity Science, 2006, 3(3): 10—19. (in Chinese)

Research progress of swarm intelligence

XIAO Ren-bin, TAO Zhen-wu

Institute of Intelligent Management and Complex Systems, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract: Swarm Intelligence is the global intelligent behavior emerged from the interaction of groups of simple agents. From the view of complex systems, this paper comprehensively discusses the system structure, operation mechanism, modeling tools, algorithmic model and applications of swarm intelligence according to its fundamental principles. Firstly, around the system structure of swarm intelligence represented especially by ant colony and bird flock, the agents' attributes, their behavior rules and their interaction modes are analyzed, and then the feedback mechanisms and learning mechanisms implied in swarm intelligence are induced and revealed. Based on the introductions to the commonly-used modeling tools such as Genetic Algorithm (GA), Artificial Neural Network (ANN), Cellular Automata (CA), and Agent-Based Modeling (ABM), etc., four kinds of typical models and algorithms of swarm intelligence, viz., ant colony foraging, ant clustering, labor division in ant colony, and bird flock foraging, are discussed in detail, aiming to conclude the general rules to model and simulate the complex systems based on swarm intelligence. Finally, the applications of swarm intelligence to engineering optimization, production management, robotics, data analysis and pattern recognition are introduced, and some perspectives on the development of swarm intelligence are made as the concluding remarks of this paper.

Key words: swarm intelligence; complex system; emergence; ant colony optimization; particle swarm optimization; modeling and simulation