

国家自然科学基金项目资助成果



基于混沌蚂蚁的

葛方振 著

群集协同求解算法及应用

*Chaotic Ant Based Collaborative Swarm Algorithms
and Their Applications*

Chaoi

中国科学技术大学出版社

◎ 国家自然科学基金项目 (Grant NO.61070220) 资助成果
◎ 安徽省自然科学基金项目 (Grant NO.1408085MF130) 资助成果



基于混沌蚂蚁的群集协同求解算法及应用

Chaotic Ant Based Collaborative Swarm Algorithms and Their Applications

葛方振 著

中国科学技术大学出版社

内 容 简 介

本书是研究群集智能的学术专著。全书共分8章,第1章阐述了群集智能研究现状,提出了本书所研究的科学问题;第2章介绍了本书的相关理论基础;第3、4章从微观层个体之间信息交互方式的角度,讨论了组合优化和高维函数优化问题的群集协同求解方法;第5~7章从微观层个体之间相互作用与宏观层群集功能的关系角度,基于蚂蚁混沌行为研究了复杂分布式系统的协同优化方法、分布式协调算法和动态分布式约束优化方法,并给出仿真实验验证;第8章为本书的总结,并给出群集智能领域的新问题。

本书适合正在或即将从事复杂系统、人工智能研究的学者参考,也适合计算智能相关领域的本科生、硕士生、博士生、教师作为教材或参考书使用。

图书在版编目(CIP)数据

基于混沌蚂蚁的群集协同求解算法及应用/葛方振著. —合肥:中国科学技术大学出版社,2014. 1

ISBN 978-7-312-03361-2

I. 基… II. 葛… III. 群集技术—研究 IV. TP751

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2013)第 310199 号

出版 中国科学技术大学出版社
安徽省合肥市金寨路 96 号,230026
<http://press.ustc.edu.cn>
印刷 中国科学技术大学印刷厂
发行 中国科学技术大学出版社
经销 全国新华书店
开本 710 mm×1000 mm 1/16
印张 10.5
字数 188 千
版次 2014 年 1 月第 1 版
印次 2014 年 1 月第 1 次印刷
定价 25.00 元

前 言

群集智能源于对社会性生物群集行为的研究,是人工智能的一个重要研究领域。科学界的研究动机是分析生物群集通过个体之间的相互作用产生的涌现和自组织行为,工程应用领域研究目的是构建由大量简单嵌入式设备构成的分布式自治系统,如无线自组织网络、机器人协作系统等。尽管群集智能在这两方面已经取得了大量的成果,但大部分研究集中在蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)和粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)等随机型算法上,且大多关注于这类算法的应用,而没有考虑群集内个体之间的信息协同交互方式以及研究尺度对算法求解效果的影响,也很少涉及群集智能的协同求解方法研究。

近年来,生物学家 Cole 在对群居蚂蚁的研究中发现,蚂蚁个体的活动是混沌的,而整个蚁群的活动则是一种周期性行为,并且学者 Solé 给出了蚂蚁个体行为的混沌映射表达式。蚂蚁群集智能体现在自发地分布式协调资源配置来协同完成任务的自组织行为上。若从动力学的角度看,蚁群的自组织能力必然与蚂蚁个体的混沌行为存在着内在的联系,所以我们认为蚁群的周期性行为正是一个由混沌态到自组织态的转换过程。

因此,本书从微观层内个体、微观层个体与宏观层群集之间的联系两个角度分析蚂蚁个体混沌行为与蚁群的自组织行为之间的关系,围绕如何构建蚂蚁群集协同求解算法进行研究,形成组合优化问题、高维函数优化问题、复杂分布式协同优化问题、动态分布式约束优化问题的协同求解方法,以深化和拓宽群集智能的研究。

本书的研究内容共分 8 章,第 1 章绪论,提出了本书关注的科学问题,分析其研究现状及研究意义,指出本书的研究内容,并给出本书的结构安排。第 2 章相关理论,主要对当前相关研究工作进行了调查、分析与总结,指出需要进一步解决的问题。从混沌同步的角度,阐释了混沌蚂蚁群算法(Chaotic Ant Swarm, CAS)的协同机制。第 3 章混沌蚂蚁群算法求解组合优化问题,从微观层内个体之间信息交互方式的角度,构建了基于混沌蚂蚁群算法的组合优化问

题协同求解算法。首先,提出了求解经典 TSP 的集中式算法(Chaotic Ant Swarm for the Traveling Salesman Problem,CAS-TSP)。该算法在 CAS 的基础上引入连续空间到离散空间的映射、反向操作和交叉操作,数值仿真实验表明该算法对标准测试问题库 TSPLIB 中的实例是有效的。然后,提出了求解无线传感器网络分布式任务分配算法(Chaotic Ant Swarm for Decentralized Task Allocation,CAS-DTA)。该算法的目标函数考虑了任务能耗和任务执行可靠性,任务分配的过程通过任务映射、通信路由分配和任务分配方案优化三个步骤获得,其中任务映射由蚂蚁的混沌行为产生,通信路由分配由蚂蚁的邻居选择方法确定,用 A* 算法实现,任务分配方案优化由蚁群的自组织能力实现。大量的仿真实验表明,CAS-DTA 算法能有效地延长无线传感器网络生命期、节省能量消耗和均衡网络负载。第 4 章扰动混沌蚂蚁群算法求解高维函数优化问题,从微观层内蚂蚁个体行为及其之间交互方式的角度,为减少协同个体之间交互的计算量和通信量,提出了扰动混沌蚂蚁群算法(Disturbance Chaotic Ant Swarm,DCAS)。由于混沌蚁群优化算法 CAS 求解高维优化问题存在计算复杂和搜索精度低的问题,DCAS 算法通过建立新的蚂蚁最优位置更新方法、邻居选择形式和自适应扰动三个策略来改进 CAS 算法,实现了对 CAS 算法的性能改善,并证明了 DCAS 算法的全局收敛性。通过两组测试函数,对 DCAS 算法的性能进行了高达 1000 维的大量仿真实验,测试结果表明 DCAS 算法对复杂的高维优化问题是可行、有效的。第 5 章基于混沌蚂蚁的分布式协同优化方法,从微观层个体相互作用与宏观层群集行为的联系角度,基于动态信息熵,提出了基于混沌蚂蚁的复杂分布式系统协同优化方法。在复杂系统理论指导下,分析复杂分布式系统中自主 Agent 的基本动力学特征,进而提出复杂分布式系统协同优化模型。在此基础上,借助混沌蚂蚁群算法的思想,建立基于混沌蚂蚁的复杂分布式系统协同优化算法(CAS-based Collaborative Optimization,CAS-CO)。通过对复杂多 Agent 网络中基于位置的任务分配问题进行仿真实验,同时与已有算法的仿真结果比较,结果表明 CAS-CO 算法具有可行性和有效性,说明了所提出模型的正确性和 Agent 的自主性在复杂分布式系统设计与构建中的重要性。第 6 章实现群集协同的分布式协调算法,从微观层个体行为与宏观层群集行为的决策关系角度,提出了一种群集自治的分布式协调算法(Decentralized Coordination Algorithm,DCA),能够有效协调群集个体并使它们的状态达到整体最优组态。DCA 算法是受单个蚂蚁的混沌行为和整个蚁群的自组织行为启发而设计的。首先,将每个 Agent 看作一个非线性振子,表现单个蚂蚁的混沌行为;然后,借鉴蚁群的自组织行为建立自组织机

制,并分析 DCA 算法的收敛性;最后,采用群集节点的聚集、分散问题评估 DCA 算法的有效性,并与分布式梯度算法相比,仿真结果表明 DCA 算法能使群集节点自治地达到最优组态。第 7 章分布式协调算法求解动态分布式约束优化问题,采用 DCA 算法分布式协调机制,结合动态分布式约束优化问题,进一步提出了基于混沌蚂蚁的动态分布式约束优化问题协同求解算法(Chaotic Ant-based Dynamic Distributed Constraint Optimization Problem, CA-DDCOP)。该算法首先根据单只蚂蚁的混沌行为,建立 Agent 的受控变量混沌选值策略,实现 Exploration 操作;然后模拟蚁群的自组织行为,构建 Agent 个体受其邻居和自组织能力的作用机制,实现 Exploitation 操作;最后基于玻尔兹曼分布(Boltzmann Distribution)建立群集宏观层对个体微观层的决策关系,实现 Exploration 与 Exploitation 操作协同求解。为评估 CA-DDCOP 算法的性能,还将 CA-DDCOP 算法应用于多射频多信道(Multi-Radio Multi-Channel)无线 Ad Hoc 网络的信道分配。在信道分配中,网络节点需要根据它感知到的信道干扰情况,协调节点之间的信道分配组态,最大化其收益。相关的仿真实验表明 CA-DDCOP 算法求解动态信道分配问题是有效的。第 8 章总结与展望,对全书进行总结,并展望未来的研究内容。

本书获淮北师范大学学术著作出版基金资助,有关研究得到了国家自然科学基金(Grant No. 61070220)、教育部高等学校博士学科点专项科研基金(Grant No. 20090111110002)、安徽省高校省级自然科学基金重点项目(Grant No. KJ2013A229)、安徽省自然科学基金项目(Grant No. 1408085MF130)等的资助,中国科学技术大学出版社对本书的出版工作给予了大力支持,在此一并致谢。

限于作者水平,书中难免存在错误与不妥之处,恳请读者批评指正。

葛方振

2013 年 6 月

目 录

前言	(i)
第 1 章 绪论	(1)
1.1 引言	(1)
1.2 群集智能研究现状及评述	(3)
1.2.1 群集智能系统的建模	(3)
1.2.2 群集智能系统的动力学特性研究	(4)
1.2.3 利用分布式算法求解群集智能系统的优化问题	(5)
1.2.4 群集智能优化算法及其应用	(6)
1.2.5 研究现状评述	(8)
1.3 研究意义	(8)
1.4 主要研究内容及贡献	(9)
1.5 结构安排	(12)
第 2 章 相关理论	(14)
2.1 引言	(14)
2.2 群集智能的科学基础	(14)
2.2.1 复杂系统理论	(14)
2.2.2 自组织理论	(16)
2.3 混沌理论	(17)
2.4 最优化理论	(18)
2.5 蚂蚁混沌行为和蚁群自组织行为	(20)
2.6 混沌蚂蚁群算法及其协同机制	(21)
2.6.1 混沌蚂蚁群算法	(21)
2.6.2 混沌蚂蚁群算法的协同机制	(25)
2.7 本章小结	(26)

第 3 章 混沌蚂蚁群算法求解组合优化问题	(27)
3.1 引言	(27)
3.2 求解旅行商问题的集中式算法	(29)
3.2.1 旅行商问题的描述	(29)
3.2.2 旅行商问题的研究现状	(30)
3.2.3 求解旅行商问题的方案	(30)
3.2.4 实验结果与分析	(35)
3.3 求解传感器网络任务分配的分布式算法	(40)
3.3.1 任务分配问题	(40)
3.3.2 分布式任务分配问题描述	(41)
3.3.3 分布式任务分配算法	(44)
3.3.4 仿真实验	(47)
3.4 本章小结	(51)
第 4 章 扰动混沌蚂蚁群算法求解高维函数优化问题	(52)
4.1 引言	(52)
4.2 扰动混沌蚂蚁群算法 DCAS	(53)
4.2.1 蚂蚁的最优位置更新方法	(53)
4.2.2 邻居选择	(56)
4.2.3 自适应扰动	(56)
4.2.4 算法过程	(58)
4.2.5 收敛性分析	(59)
4.3 DCAS 算法求解高维函数优化问题	(61)
4.3.1 实验环境设置	(61)
4.3.2 自适应扰动常数 α 分析	(62)
4.3.3 DCAS 算法动力学过程	(68)
4.3.4 DCAS 与其他算法的比较	(70)
4.4 本章小结	(81)
第 5 章 基于混沌蚂蚁的分布式协同优化方法	(82)
5.1 引言	(82)
5.2 复杂分布式系统协同优化模型	(83)
5.2.1 自主 Agent 的动力学表征	(83)
5.2.2 复杂分布式系统协同优化模型构建	(85)

5.3 复杂分布式系统协同优化算法	(87)
5.3.1 CAS 算法的协同优化机理	(87)
5.3.2 基于 CAS 的复杂分布式系统协同优化算法	(89)
5.3.3 算法过程及复杂度	(90)
5.4 基于位置的任务分配仿真验证	(91)
5.4.1 Agent 的位置感知方法	(91)
5.4.2 任务分配效果度量	(92)
5.4.3 任务表示	(92)
5.4.4 仿真结果分析	(92)
5.5 本章小结	(96)
第 6 章 实现群集协同的分布式协调算法	(98)
6.1 引言	(98)
6.2 群集的特性与蚁群的共同点	(100)
6.3 分布式协调方案描述	(100)
6.4 分布式协调算法 CA-DCA	(101)
6.4.1 准备工作及符号解释	(101)
6.4.2 混沌行为形式化	(102)
6.4.3 自组织行为形式化	(103)
6.4.4 算法描述	(105)
6.5 算法收敛性分析	(107)
6.6 仿真实验	(108)
6.6.1 解质量分析	(109)
6.6.2 计算代价分析	(114)
6.7 本章小结	(116)
第 7 章 分布式协调算法求解动态分布式约束优化问题	(117)
7.1 引言	(117)
7.2 动态分布式约束优化问题 DDCOP 的描述	(118)
7.3 相关研究工作	(120)
7.3.1 已有 DCOP 算法	(120)
7.3.2 基于蚂蚁行为的 DDCOP 算法	(121)
7.4 算法方案	(121)
7.4.1 CA-DDCOP 算法构建	(122)

7.4.2	CA-DDCOP 算法过程	(125)
7.5	MRMC 信道分配问题	(126)
7.5.1	MCMR-CA 问题描述	(126)
7.5.2	应用 CA-DDCOP 算法	(127)
7.6	性能评估	(130)
7.6.1	仿真环境	(130)
7.6.2	性能评价参数与结果分析	(131)
7.7	本章小结	(133)
第 8 章	总结与展望	(135)
8.1	全书总结	(135)
8.2	未来研究展望	(138)
参考文献		(140)

第 1 章 绪 论

群集智能(Swarm Intelligence, SI),是指群居性生物通过群集协作和组织表现出的宏观智能行为,它的研究内容涉及生物学、心理学、社会学、控制理论、决策理论等领域,近年来已经发展成为人工智能学科的一个重要研究方向。在现实世界中,有不少群集智能的原型,比如:由大量简单的神经元有机组织和协调而产生人脑的智能,群居性生物通过群集协作产生的觅食、打扫巢穴等智能行为。同时,工程应用对其需求也较为广泛,如机器人系统协作、无线自组织网络节点的部署、万维网的信息共享及传播等。

随着生物科学、控制科学和信息科学领域研究的深入,新的研究成果不断出现,群集智能亟需结合这些新发现、新方式、新方法,从而深化研究群集智能理论及方法,拓宽其应用范围。因此,本书试图从微观层个体和微观层个体与宏观层群集之间的联系、信息交流及自组织角度,研究群集协同求解算法及其应用。为此,本章提出了全书所关注的科学问题,分析其研究现状及研究意义,指出全书的研究内容,并给出全书的结构安排。

1.1 引言

自然界的许多生物,如鸟、鱼、昆虫等,为了生存的需要,通常会形成大规模群集来进行一些生命活动。在这些生物群集中个体微不足道,无中心组织者和领导者,群集却表现得秩序井然、充满智慧。这种通过个体的简单行为与简单合作而产生复杂的群集行为的现象,被称为群集智能^[1]。具有群集智能特性的系统称为群集智能系统,如分布式多 Agent 系统。群集智能系统能够反映一般复杂系统的主要特点,如演化、涌现和组合结构等。对于群集智能系统,如果将系统中的个体看作 Agent, Agent 与 Agent 之间的相互联系看作边,那么一个群集智能系统就构成一个群集智能网络。群集智能系统(网络)不是依赖于外

部的控制,而是通过个体之间、个体与环境之间的相互作用,产生宏观智能行为,如蚂蚁通过个体之间的间接交互,总能发现蚁巢与食物源间的最短路径。这种无智能的或具有简单智能的个体通过群集协作和组织表现出优化特性的行为,被称为群集智能优化。根据对生物群集智能系统(网络)优化行为的研究,国内外众多学者提出了许多仿生的群集智能优化算法,如蚁群优化算法(Ant Colony Optimization, ACO)、粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)等,并成功地将这些算法应用于通信路由、组合优化、资源调度等优化问题。

复杂系统理论主要研究各类复杂系统在变幻无常的活动背后所暗藏的某种秩序和共同特征,包括自组织、自适应、自相似、动力演化、混沌和涌现等^[2]。著名物理学家霍金在 20 世纪结束时说:“21 世纪是复杂性的世纪。”这句话高度概括了复杂性科学在 21 世纪中的地位。现实生活中有很多复杂系统,如对等网络系统、无线传感器网络系统、交通系统、神经系统等。复杂系统^[3, 4]是指具有中等数目基于局部信息做出行动的智能性、自适应性主体的系统。它与牛顿时代以来构成科学事业焦点的简单系统有根本性的不同:简单系统通常有相互作用比较弱的少量个体对象,可以应用简单的统计平均的方法来研究其行为;然而复杂系统中的个体一般具有一定的智能性,可以根据其外部环境通过自己的规则进行智能的判断或决策,且复杂系统要有一定的规模,但其复杂性并不一定与系统的规模成正比。复杂系统研究已经渗透到数学、物理、生物、工程等各个不同学科,涉及军事、经济、社会、政治、经济和管理等众多应用领域。目前,尽管复杂系统的各个领域都有研究者采用不同的方法进行相关研究,但人们对复杂系统规律的认识还只是冰山一角。

随着科学研究的发展,生物科学家对群居蚂蚁的研究取得了一些新发现,他们认为蚂蚁个体的行为是混沌的。学者对一种蚂蚁 *Leptothorax allardycei* 的行为进行观察实验^[5-8],结果与传统的认识相反,蚂蚁并不是时刻在工作,而是在大部分时间内处于不活动状态。Herbers 对两种不同类别蚂蚁 *Leptothorax aongispinosus* 和 *L. ambiguus* 进行了研究,发现蚂蚁一生中三分之二的的时间是空闲的^[9]。Cole 也对蚂蚁 *Leptothorax aongispinosus* 的行为进行了进一步研究,发现单个蚂蚁的行为是低维确定性混沌的,然而整个蚂蚁群的行为是有规律的周期性行为。单个蚂蚁行为的吸引子从所获得的时间序列中重构,表明其混沌吸引子的维数是一个非整数(2.43 维),并且能够建立一个三维的相图,但是整个蚂蚁群活动的吸引子却是一个整数维数^[10, 11]。Solé^[12]对蚁群系统的进一步研究,给出了单个蚂蚁的低维混沌映射 $z(t+1) = z(t)e^{\mu(1-z(t))}$, μ

是控制参数。Couzin^[13]推测蚁群类似移动的神经网络,蚂蚁个体会产生类似神经元的行为,表现出短时间的不规则振动,而在蚁群中会自发产生有规律的行为。所以,可以推断蚂蚁个体的、微观的混沌行为对蚂蚁群集的、宏观的自组织行为有重要的作用,使蚂蚁能够生存和活动。

尽管群集智能研究成果诸多,但随着新的研究发现和新的科学技术的出现,仍然存在许多值得深入研究的问题。譬如:蚂蚁混沌行为的新发现对新型群集智能算法的研究具有怎样的意义?从复杂系统角度看,群集智能系统中节点与节点之间的信息交换到底对群集控制与优化行为有什么影响?群集智能系统中的个体是根据什么规则来不断调整自己的行为从而实现整个系统的群集优化?群集智能系统的拓扑结构是如何影响群集控制与优化行为的?等等。

因此,本书的研究目的在于:借助已有的混沌蚂蚁的相关研究成果,以复杂系统理论为指导,深入研究蚂蚁群集智能系统,讨论如何实现蚂蚁群集智能系统中蚂蚁个体之间的协作、蚂蚁个体与蚁群之间的决策关联,以及如何使蚂蚁群集智能系统自组织地实现整体涌现出的群集优化行为,构建群集协同求解方法,从而为求解许多实际问题提供新思想和新方法。

1.2 群集智能研究现状及评述

群集智能系统(包括群集智能网络)的研究已经引起国内外许多学者的关注。根据研究内容的不同,分为以下几个方面。

1.2.1 群集智能系统的建模

Reynolds^[14]于1987年提出了一个模拟鸟群聚集飞行行为的Boid模型。为描述群集中个体的运动方式,Reynolds给出三条局部规则:①个体之间保持一定距离;②个体的速度方向保持一致;③个体向中心聚集。模型中每个个体仅依据这三条规则调整自己的行为,个体之间相互协调较好。Vicsek等^[15]于1995年在Boid模型基础上,提出了模拟非平衡系统中的聚类、输运和相变的Vicsek模型,采用统计力学研究了个体运动方向达成一致的条件。Vicsek模型描述的是由 N 个自治的个体组成的离散时间系统,个体的影响区域半径为 R ,影响区域内所有个体称为当前个体的邻居,每个个体以恒定的速率向不同

的方向运动,其下一时刻的运动方向是当前时刻它与邻居运动方向的矢量平均值。1999年,Nicolis和Deneubourg^[16]提出了基于微分方程的蚁群觅食模型,考虑了到达不同食物源信息素路线之间的竞争,宏观地描述了蚁群觅食中的大规模召集过程,并对系统多稳态模式的形成进行了理论分析。2003年,Liu等^[17]给出了在固定通信拓扑下 M 维多移动Agent的群集行为稳定性分析,但是该方法对leader前进的方向有着很大的约束。2004年,Gazi等^[18]提出一种连续时间模型来分析细菌群集的聚集和觅食行为,个体的运动受吸引力/排斥力的控制,每个个体的运动受制于三个因素:①对其他个体的长程吸引;②对其他个体的短程排斥;③吸引到更有利区域(或排斥到无利区域)。群集运动的涌现行为是平衡个体之间的交互以及个体与环境作用的结果。2009年,范正平、陈关荣等^[19]基于平均场理论研究了具有社团结构以及社团数量随时间变化的复杂网络建模,提出了多局部世界模型(MLW),在实际应用方面,能够刻画大规模群集智能系统中的组与组之间的关系,具有典型性及优越性。2009年,蔡开元等^[20]首次基于动态的复杂网络理论对软件的执行过程进行建模,确定可以将软件的执行过程作为拓扑意义下的小世界模型进行研究。因此,从某种意义上讲,文献[20]是软件的协同执行模型,为群集的协同提供了重要的思想。

1.2.2 群集智能系统的动力学特性研究

从动力学特性方面,对群集智能系统(或群集智能网络)协同控制的研究较多,其中同步问题、一致性问题 and 可控性问题备受关注。

同步是一种典型的群集行为,自然界中同步现象极为常见,如蛙声齐鸣、群集萤火虫同时闪光、听众的掌声一致等。在同步问题方面的研究过程中,很多学者把群集智能系统(网络)归结为复杂网络,目的是为了探究这类复杂系统的一般性规律。2006~2007年,郭雷、刘志新等^[21,22]研究了Vicsek模型的动力学特性,提出该模型同步的充分条件。2008年,虞文武、曹进德^[23]研究了时滞线性混合耦合网络节点的同步问题。2009年,郭雷等^[24]在给出Agent交互半径和移动速度的情况下,对大规模多Agent系统做了全面的理论分析,得出只要系统规模足够大,就可以达到同步,同步能力随系统规模增大而增强,而半径和移动速度可以按一定比率减小。2009年,段志生等^[25]分析了复杂网络的H-2范数及其对网络同步的影响。2010年,关治洪等^[26]提出控制拓扑的概念,并基于此概念设计了脉冲控制器,研究了含节点时滞和多重通信时滞的网络脉冲同

步问题。牵制控制(Pinning Control)作为实行同步的一种方法,其思想是:为了减少网络中控制节点的数目,通过对少量节点实施输入控制,以达到控制整个网络的目的。2004年,李翔、汪小帆、陈关荣^[27]提出了牵制控制思想,进一步从理论上解释了牵制无标度网络的高度数节点比牵制随机节点需要的控制器少。2008年,陆君安等^[28]提出了自适应牵制方法,给出了一个简单的近似公式评估牵制节点数目与网络耦合强度之间的关系。2009年,陈增强等^[29]探讨了非线性耦合多 Agent 系统采用牵引控制达到一致的方法。

一致性问题是个体按照某种控制规律,通过它们之间的相互作用、相互影响,使所有个体的状态趋于一致。一致性问题实质上是切换拓扑结构下的同步问题。2006~2007年,洪奕光、程代展等^[30,31]利用空间分解的 Lyapunov 方法,对具有拓扑切换的二阶多 Agent 系统的一致性进行了分析,其充分条件为联合拓扑是连通的。2007年,周进等^[32]探讨了仅控制一个节点,就可以实现网络节点协调一致的方法。同年,贾英民、吕红庆^[33]研究了二阶线性多 Agent 网络的平均一致问题。2008年,田玉平等^[34]利用频域分析方法,研究了带输入与通信时滞的多 Agent 网络的一致性问题。2009年,谭拂晓、关新平等^[35]针对非平衡拓扑,分别探讨了连续状态和离散状态的一致性协议。

多 Agent 网络的可控性^[36]指通过一定的规则可以驾驭系统从一个状态到另一个状态。因此,可控制性一般依赖于网络连通性和拓扑结构。2006年,Liu 等^[37]研究了在固定和切换拓扑情况下带有一个 Leader 的多 Agent 系统的可控性问题,得到这一问题的充要条件。2008年,Liu 等^[36]进一步研究了时延存在情况下 Leader-Follower 多 Agent 网络的可控性问题,得到多 Agent 动态网络的可控性的充分条件。2010年,纪志坚等^[38]针对存在状态时滞及切换拓扑情形下的多 Agent 系统的可控性问题进行研究,得出了充分必要性判据。

1.2.3 利用分布式算法求解群集智能系统的优化问题

一般以节点目标函数之和为网络的目标函数,并基于局部信息交换,也就是说,每个节点只能与邻居进行信息交换,设计一个分布式算法,来确定各个节点的最优取值。1997年,Bertsekas 等^[39]为一组处理器并行与分布式计算的优化调度问题提出了理论框架。在此基础上,2009年,Nedic 等^[40]通过次梯度平均一致性算法解决了群集智能网络无约束情况下的凸优化问题。进一步,2010年,Nedic 等^[41]考虑了一组节点约束,采用了扩展的次梯度组合算法求解该问题。2011年,Srivastava 和 Nedic 等^[42, 43]在研究异步通信时考虑到群集智能网

络优化。2011 年,Zhu 等^[44]研究了节点约束由一组全局等式和不等式描述的群集智能网络的优化问题,并利用原始对偶次梯度算法求解该问题,这类研究通常与网络的效用最大优化^[45-47]有紧密的联系。

1.2.4 群集智能优化算法及其应用

现有的群集智能优化算法已经被广泛地应用到工程实践中,显示出较大的优势和潜力,但大部分工作都是围绕蚁群优化 ACO 和粒子群优化 PSO 进行的。为了便于对本书的后续部分进行解释和说明,这里对 ACO 和 PSO 算法做出概述。

ACO 由意大利学者 M. Dorigo 等^[48-50]提出,它模拟蚂蚁群搜索食物的过程。蚂蚁为寻找食物会四处游荡,若有一只蚂蚁找到食物源,它就返回蚁巢通知其他蚂蚁,并用“信息素”标记路径。假设蚂蚁采用不同的路径找到同一食物源,由于信息素会逐渐挥发,距巢穴较远那条路上信息素的浓度较小,蚂蚁会选择信息素浓度大的路径,并在这条路径上释放信息素,这样通过正反馈就形成从蚁巢到食物源的最短路径。蚁群算法 ACO 的搜索机制主要包括以下三个方面。

(1) 蚂蚁需要记忆:蚂蚁搜索过的路径记录在禁忌(Tabu)列表中,下次搜索不再被选择。

(2) 信息素通信:蚂蚁在经过的路径上释放信息素,其他蚂蚁根据路径上的信息素浓度选择路径,所以信息素是蚂蚁之间进行间接通信的媒介。

(3) 正反馈:某条路径上的信息素浓度越大,该路径被选择的概率越大,所以该路径上经过的蚂蚁也会越多,这样就进一步增大了该路径上的信息素浓度。因此,蚁群算法的搜索机制呈正反馈特征,也可理解为增强型学习系统。

以求解 n 个城市的旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP)为例说明 ACO 算法模型。假设蚁群中有 m 只蚂蚁, $d_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, n)$ 为城市 i 和城市 j 之间的距离, $b_i(t)$ 为 t 时刻位于城市 i 的蚂蚁的个数, $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻在城市 i, j 连线上残留的信息素浓度。所有路径上的初始信息素浓度相等,设 $\tau_{ij}(0) = C$ (C 为常数),蚂蚁 $k(k = 1, 2, \dots, m)$ 在运动过程中,根据路径上的信息素浓度选择它的路径。 $p_{ij}^k(t)$ 为 t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \notin \text{tabu}_k} (\tau_{il}(t))^\alpha (\eta_{il})^\beta}, & \text{当 } j \notin \text{tabu}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1.1)$$

其中, η_{ij} 为城市 i 转移到城市 j 的启发信息, 其值一般取 $1/d_{ij}$; α 为路径 ij 上残留信息素的重要程度; β 表示启发信息的重要程度; 列表 tabu_k 记录了蚂蚁 k 经过的城市, 它随着蚂蚁的运动过程发生动态变化。

当所有蚂蚁都遍历了 n 个城市之后, 需要先计算蚂蚁 k 的路径 L_k , 然后再求解最短路径 $L_{\min} = \min\{L_k \mid k = 1, 2, \dots, m\}$, 并更新各条路径上的信息素浓度:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (1.2)$$

其中, $\rho \in (0, 1)$ 为信息素浓度 $\tau_{ij}(t)$ 随时间的挥发量。信息素浓度增量 $\Delta\tau_{ij}$ 为

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (1.3)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^k$ 为在当次循环中蚂蚁 k 留在城市 i, j 路径上的信息素浓度。

PSO 是一种基于群集智能方法的演化计算方法, 它是模拟鸟群觅食、迁徙中个体与群集协调一致的原理, 1995 年由美国的 James Kennedy 和 Russell Eberhart 提出^[51]。PSO 算法中, 每个个体称为一个“粒子”, 粒子以一定的速度在搜索空间中飞行, 飞行速度由它本身和其他粒子的飞行经验共同决定。粒子 i 的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 其最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 所有粒子经历的最好位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$, 粒子 i 的速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。对每次迭代, 其第 d 维 ($1 \leq d \leq D$) 速度和位移的调整方程如下:

$$\begin{cases} v_{id}(k+1) = w \cdot v_{id}(k) + c_1 \text{rand}() \cdot (p_{id}(k) - x_{id}(k)) \\ \quad + c_2 \text{rand}() \cdot (p_{gd}(k) - x_{id}(k)) \\ x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \end{cases} \quad (1.4)$$

其中, $\text{rand}() \in [0, 1]$; c_1, c_2 为加速因子, 分别用来调节粒子个体与自己经历的最好位置以及粒子群全局最好粒子位置的最大飞行步长。如果 c_1, c_2 的取值太小, 那么粒子就可能远离目标区域; 如果 c_1, c_2 的取值太大, 那么就可能导致突然飞到目标区域或飞过目标区域。合适的 c_1, c_2 可以加快算法收敛速度, 且不致陷入局部最优, 通常选取 $c_1 = c_2 = 2$ 。为防止粒子远离搜索空间, 每一维的粒子速度 v_{id} 被限制在 $[-v_{d\max}, v_{d\max}]$ 之内, 若 $v_{d\max}$ 的取值太小, 粒子可能陷入局部最优解; 若 $v_{d\max}$ 的取值太大, 粒子可能飞离最优解。

由式(1.4)可见, 粒子的新速度由三部分组成: 第一部分是粒子保持原速度