信息科学技术学术著作丛书

面向复杂系统的群集智能

肖人彬 等 著

科学出版社

国家科学技术学术著作出版基金资助出版

信息科学技术学术著作丛书

面向复杂系统的群集智能

肖人彬 等 著

科学出版社

北京

内 容 简 介

本书从复杂性科学的视角出发，系统阐述了面向复杂系统的群集智能理论与方法。全书内容共分为 8 章。作为绪论的第 1 章综述了群集智能的研究进展并描述了全书的概貌，起到导引的作用。第 2～5 章是本书的主要内容，其中，前两章分别探讨群集智能中的优化和广义优化（进化）问题，属于“方法导向研究”；后两章分别探讨群集智能中的分工合作和结构涌现问题，属于“问题导向研究”；上述 4 章构成了本书的主体篇。第 6～8 章是对群集智能的拓展性研究，它们共同构成本书的扩展篇，其中，第 6 章讨论模拟人类群体情感的社会情感计算，第 7 章阐述群集智能与人工神经网络和人工免疫系统的关系，第 8 章进一步给出了不同方法的融合范例。

本书适于从事智能科学和复杂性研究的科技工作者阅读使用，也可作为高等院校智能科学与技术、系统工程、管理科学与工程等信息类和管理类相关专业研究生和本科生的教学参考书。

图书在版编目(CIP)数据

面向复杂系统的群集智能/肖人彬等著. —北京：科学出版社，2013.6
（信息科学技术学术著作丛书）

ISBN 978-7-03-037625-1

Ⅰ.①面… Ⅱ.①肖… Ⅲ.①人工智能 Ⅳ.①TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2013)第 115155 号

责任编辑：刘宝莉 孙 芳 / 责任校对：胡小洁
责任印制：张 倩 / 封面设计：陈 敬

科学出版社出版
北京东黄城根北街 16 号
邮政编码：100717
http://www.sciencep.com

骏走印刷厂印刷
科学出版社发行 各地新华书店经销
*
2013 年 6 月第 一 版 开本：B5(720×1000)
2013 年 6 月第一次印刷 印张：24 1/4
字数：467 000

定价：99.00 元

（如有印装质量问题，我社负责调换）

《信息科学技术学术著作丛书》序

21 世纪是信息科学技术发生深刻变革的时代，一场以网络科学、高性能计算和仿真、智能科学、计算思维为特征的信息科学革命正在兴起。信息科学技术正在逐步融入各个应用领域并与生物、纳米、认知等交织在一起，悄然改变着我们的生活方式。信息科学技术已经成为人类社会进步过程中发展最快、交叉渗透性最强、应用面最广的关键技术。

如何进一步推动我国信息科学技术的研究与发展；如何将信息技术发展的新理论、新方法与研究成果转化为社会发展的新动力；如何抓住信息技术深刻发展变革的机遇，提升我国自主创新和可持续发展的能力？这些问题的解答都离不开我国科技工作者和工程技术人员的求索和艰辛付出。为这些科技工作者和工程技术人员提供一个良好的出版环境和平台，将这些科技成就迅速转化为智力成果，将对我国信息科学技术的发展起到重要的推动作用。

《信息科学技术学术著作丛书》是科学出版社在广泛征求专家意见的基础上，经过长期考察、反复论证之后组织出版的。这套丛书旨在传播网络科学和未来网络技术，微电子、光电子和量子信息技术，超级计算机、软件和信息存储技术，数据知识化和基于知识处理的未来信息服务业，低成本信息化和用信息技术提升传统产业，智能与认知科学、生物信息学、社会信息学等前沿交叉科学，信息科学基础理论，信息安全等几个未来信息科学技术重点发展领域的优秀科研成果。丛书力争起点高、内容新、导向性强，具有一定的原创性；体现出科学出版社“高层次、高质量、高水平”的特色和“严肃、严密、严格”的优良作风。

希望这套丛书的出版，能为我国信息科学技术的发展、创新和突破带来一些启迪和帮助。同时，欢迎广大读者提出好的建议，以促进和完善丛书的出版工作。

中国科学院计算技术研究所所长

序　一

人工智能这门旨在探索如何使计算机更“聪明”的新兴学科自 1956 年问世以来发展迅速，其初创时期的基本理念是人类思维逻辑的形式化，称之为符号智能（即传统的人工智能）。为了进一步模拟人的思维过程，随后计算智能应运而生，它主要包括人工神经网络、模糊逻辑和进化计算等分支，与符号智能相互补充。后来，不少学者在深入研究和总结的基础上，认识到人类智慧是社会化的产物，人的智能往往源于个体之间的交互作用，转而开始研究由这种简单个体组成的群体中涌现的集体智能，由此将人工智能推进到了一个新阶段。

目前，国内多数学者对群集智能的研究通常都是围绕蚁群优化和微粒群优化算法展开，内容相对比较单一。肖人彬教授等人的学术著作《面向复杂系统的群集智能》独辟蹊径，将其研究领域进一步推进到对群集个体间分工合作和组织结构相关问题的探索，不乏新颖之处。该书还开展了群集智能的拓展性研究，书中内容广博，包含不少真知灼见。该著作特色鲜明，反映了作者在群集智能研究方面的丰富成果。书中提出的“问题导向的群集智能研究”具有深刻的启发性和方法学意义，可望对今后的群集智能研究起到相应的引领作用。

纵观全书，可见其立意新颖，结构严谨，创新突出，是我国近年来智能科学研究领域中取得的重要进展之一，其出版价值不言而喻。

特此作序并期盼作者做出更多新的研究成果。

北京大学教授、中国工程院院士

何新贵

2013 年 3 月 27 日

序　二

群集智能指的是简单主体通过交互作用所表现出来的不可预见的宏观智能行为的特性，主要用于复杂问题求解。面向复杂系统的群集智能研究是智能科学与复杂性科学的前沿交叉课题，具有重要的理论意义和学术价值。

呈现在读者面前的这本《面向复杂系统的群集智能》著作独树一帜，在智能科学与复杂性科学的结合上做出了有益探索。书中机理揭示与定性分析互补，既有原理、模型、方法的理论探讨，又有较多仿真计算和应用实例；既涵盖经典的群集智能优化方面内容，又包括蚁群劳动分工和群集智能作用下的结构涌现等前沿论题；一方面总结了作者多年来在群集智能研究中所取得的一系列创造性成果，另一方面对群集智能的发展状况也有深入的论述、分析和评价。全书内容丰富，结构严谨，系统性强。该著作立意新颖，基于复杂性科学的理念，从复杂系统的角度切入，问题导向与方法导向并重，视角独特，启发性强。在此基础上，该著作博采众长，综合集成，将定性分析与定量研究融为一体。在写作方面语言流畅，文字生动，具有较强的可读性。

《面向复杂系统的群集智能》一书凝聚了作者肖人彬教授等人多年的研究成果，他们的研究工作思路开阔，视野独特，问题导向充分，学术创新显著，已发表数十篇高水平的学术论文，获得过多项省部级自然科学奖及科技进步奖，成果颇丰。

作为群集智能的研究专著，我相信，《面向复杂系统的群集智能》一书的出版对于促进群集智能理论与方法在中国的传播和推动复杂性科学的发展将会产生重要影响，该著作适于智能科学与技术、控制理论与控制工程、系统科学与系统工程、管理科学等领域的科技工作者、教师和研究生阅读使用，颇有参考价值。

同济大学教授、国家自然科学基金委员会管理科学部主任

吴启迪

2013 年 4 月 16 日

前　言

著名学者霍金在世纪之交的2000年断言新的世纪将是复杂性科学的世纪(I think the next century will be the century of complexity),有关探索性研究可谓方兴未艾。复杂性的表现载体是复杂系统,生物系统则是复杂系统的典型代表,而导致生物系统复杂的根本原因是其具有高度智能:因此,通过智能科学的途径来探索系统复杂性无疑是一种颇有前景的发展方向。群集智能表现出一类重要的复杂系统特性,正因为如此,集中展示群集智能涌现特性的社会性生物群体行为规律的研究引起了极大关注并得到高度重视。

目前,国内相关研究提到的群集智能在通常情况下已有既定含义,一般特指群集智能优化,主要以蚁群优化和微粒群优化为代表,这一方面的研究工作侧重于对优化算法的性能进行改进,可以称为“方法导向的群集智能研究”。本书虽有两章内容讨论群集智能优化问题,但并不局限于此,而是另辟蹊径,针对群集智能中的分工合作问题开展了蚁群劳动分工建模与仿真研究,针对群集智能中的结构涌现问题探讨了群集智能作用下的结构涌现机制并建立了结构涌现模型。上述两类问题研究的成败关键在于充分把握问题对象的特征,我们称之为“问题导向的群集智能研究”。本书在将群集智能研究从方法导向层面推进到问题导向层面的基础上,进一步开展了若干拓展性研究。例如,将面向社会性昆虫的群集智能研究向高层次延伸,探讨了模拟人类群体情感的社会情感计算问题,考察了群集智能与其外部的联系,阐明了通过智能计算方法的融合来实现复杂问题的集成化求解的理论依据和有关原理。

近十年来,作者先后获得若干与群集智能有关的国家自然科学基金项目及其他基金项目和人才计划项目,在这些科研项目的连续资助下,作者以问题驱动方式围绕群集智能理论与方法进行了系统深入的研究。本书除了介绍国内外群集智能的研究进展外,主要从复杂系统的视角集中展示作者近年来在群集智能理论与方法研究方面所取得的一系列成果,这些研究工作对于揭示复杂系统的运行机制、提高智能科学发展水平具有重要的意义,并曾获得教育部自然科学奖、湖北省自然科学奖等多项科研奖励。

本书涉及论题系统完整,既涵盖群集智能优化方面内容,又包括蚁群劳动分工行为和群集智能作用下的结构涌现等方面研究,还探索了社会情感计算、智能计算方法融合等前沿课题。书中既有原理、模型、方法的理论探讨,又有较多仿真计算和应用实例,使得两者紧密结合起来。在研究工作中,问题导向与方法导向

并重，实现了有机融合。本书的出版一方面弥补了国内在群集智能研究著作上存在的空缺，另一方面力图促进群集智能理论与方法的研究和发展。

本书由华中科技大学肖人彬教授、陶振武博士（现工作单位为中国移动通信研究院）与太原科技大学崔志华博士及浙江工商大学陈庭贵博士合作完成。按照肖人彬拟订的写作提纲，上述作者共同承担了书稿撰写工作，各章分工情况如下：第 1 章由肖人彬撰写，第 2 章由崔志华、肖人彬、陶振武撰写，第 3 章由陶振武撰写，第 4 章由肖人彬撰写，第 5 章由陶振武、肖人彬撰写，第 6 章由崔志华撰写，第 7 章由肖人彬、陈庭贵撰写，第 8 章由肖人彬、陈庭贵撰写，最后由肖人彬对全书进行统校定稿。

本书反映了作者所承担的多项国家自然科学基金（项目编号：60974076，60474077，61003053，71171089，70150001）及高等学校博士学科点专项科研基金（项目编号：200804870070，20030487054）等基金项目和教育部新世纪优秀人才支持计划项目（项目编号：NCET-05-0653）及湖北省新世纪高层次人才工程科研项目择优资助等人才计划项目的学术成果。上述科研课题的支持为本书作者创造了宽松的学术氛围和研究环境，谨在此向有关部门表示深深感谢并致以敬意。

本书的出版得到了 2011 年度国家科学技术学术著作出版基金的资助，在此感谢国家科学技术学术著作出版基金委员会的支持。同时感谢本人指导的多位博士生及硕士生为本书所做出的贡献，感谢科学出版社编辑所付出的辛勤劳动。

谨以此书献给我的母亲八十华诞！

2012 年 10 月 6 日写于

华中科技大学 60 周年校庆之际

目　　录

《信息科学技术学术著作丛书》序
序一
序二
前言

第一篇　导　引　篇

第 1 章　绪论 …… 3
1.1　引言 …… 3
1.2　群集智能行为的生物原型 …… 5
1.2.1　蚁群觅食 …… 5
1.2.2　鸟群觅食 …… 6
1.2.3　蚁群劳动分工 …… 6
1.2.4　蚁群墓地构造 …… 7
1.2.5　蜂群筑巢 …… 7
1.3　群集智能研究进展 …… 8
1.3.1　群集智能系统结构 …… 9
1.3.2　群集智能模型与算法 …… 11
1.3.3　群集智能典型应用 …… 15
1.3.4　群集智能发展展望 …… 18
1.4　群集智能特性分析及其对复杂系统研究的意义 …… 20
1.4.1　群集智能特性分析 …… 20
1.4.2　群集智能对复杂系统研究的意义 …… 23
1.5　本书的主要内容 …… 25
1.6　本书的篇章结构 …… 28
参考文献 …… 30

第二篇　主　体　篇

第 2 章　群集智能优化的算法理论与算法改进 …… 39
2.1　群集智能优化概述 …… 39
2.2　群集智能优化算法及其理论分析 …… 41

2.2.1 微粒群算法 …… 41
2.2.2 蚁群算法 …… 44
2.2.3 人工蜂群算法 …… 45
2.2.4 微粒群算法的理论分析 …… 47
2.3 微粒群算法的稳定性 …… 48
2.3.1 生物学背景 …… 48
2.3.2 带被动 c-聚集的微粒群算法 …… 50
2.3.3 近邻个体交互微粒群算法 …… 52
2.3.4 近邻个体交互微粒群算法的李雅普诺夫稳定性分析 …… 55
2.3.5 带主动 c-聚集的微粒群算法 …… 58
2.3.6 PSOAC 算法的一致渐近稳定性分析 …… 59
2.3.7 基于群体决策信息的微粒群算法 …… 70
2.4 最大速度上限的改进策略 …… 73
2.4.1 最大速度常数的研究现状 …… 73
2.4.2 最大速度上限的作用 …… 74
2.4.3 最大速度上限的随机策略 …… 76
2.5 具有确定认知策略的混合微粒群算法 …… 79
2.5.1 标准微粒群算法的局部收敛性能分析 …… 79
2.5.2 具有确定认知策略的混合微粒群算法原理 …… 83
2.5.3 非稳定线性系统逼近问题 …… 90
2.6 自适应分工微粒群算法 …… 91
2.6.1 微粒群算法中的自适应分工原理 …… 91
2.6.2 局部环境因子和种群自适应分工策略 …… 92
2.6.3 ADPSO 算法的结构与实现 …… 94
2.6.4 ADPSO 算法的性能分析 …… 95
2.7 群集智能优化方法的综合应用实例 …… 99
2.7.1 问题的描述 …… 99
2.7.2 并行公差优化设计问题的模型转换 …… 101
2.7.3 面向并行公差优化设计的混合群集智能算法 …… 103
2.7.4 综合求解实例 …… 106
2.8 小结 …… 108
参考文献 …… 109
第 3 章 基于群集智能的复杂系统共进化 …… 115
3.1 引言 …… 115
3.2 复杂系统的共进化机制分析 …… 117

3.2.1　生物系统中的进化与共进化 …… 117
3.2.2　基于遗传算法的共进化机制 …… 118
3.2.3　群集智能中的共进化机制 …… 120
3.2.4　复杂系统共进化的研究思路 …… 121
3.3　共进化问题求解的基本原理 …… 122
3.3.1　复杂问题求解的一般过程 …… 122
3.3.2　“问题空间-算子空间-解空间”的共进化求解原理 …… 123
3.3.3　问题空间与解空间的共进化 …… 126
3.3.4　算子空间与解空间的共进化 …… 126
3.3.5　问题空间与算子空间的共进化 …… 128
3.4　基于群集智能的多目标共进化优化方法 …… 129
3.4.1　多目标优化问题及其求解分析 …… 129
3.4.2　面向离散变量的 CACSM 算法 …… 133
3.4.3　面向连续变量的 MOPSO 算法 …… 137
3.5　基于群集智能的多群体共进化优化方法 …… 143
3.5.1　问题求解背景 …… 143
3.5.2　面向问题的多群体共进化蚁群优化方法 …… 145
3.5.3　问题空间-解空间共进化优化的应用实例 …… 154
3.6　小结 …… 158
参考文献 …… 159
第 4 章　蚁群劳动分工建模与仿真 …… 161
4.1　引言 …… 161
4.1.1　蚁群劳动分工模型研究概述 …… 161
4.1.2　应用背景分析 …… 163
4.2　蚁群劳动分工模型 …… 165
4.2.1　群体动力学模型 …… 165
4.2.2　固定响应阈值模型 …… 166
4.2.3　时变响应阈值模型 …… 169
4.2.4　分析说明 …… 172
4.3　多任务蚁群劳动分工建模与仿真 …… 173
4.3.1　研究背景 …… 173
4.3.2　多任务蚁群劳动分工模型的设计与实现 …… 174
4.3.3　供应链式虚拟企业仿真 …… 176
4.3.4　组织虚拟式虚拟企业仿真 …… 180
4.3.5　分析讨论 …… 183

4.4　多状态蚁群劳动分工建模与仿真 …… 185
4.4.1　研究背景 …… 185
4.4.2　多状态蚁群劳动分工模型的设计与实现 …… 187
4.4.3　基于多状态蚁群劳动分工模型的仿真实例 …… 188
4.5　多项目调度蚁群劳动分工模型建立及其求解 …… 193
4.5.1　多项目调度问题描述 …… 193
4.5.2　多项目调度蚁群劳动分工模型的设计与实现 …… 195
4.5.3　基于多项目调度蚁群劳动分工模型的仿真实例 …… 201
4.6　基于精英策略的蚁群劳动分工模型优化 …… 204
4.6.1　研究思路 …… 204
4.6.2　基于精英策略的蚁群劳动分工模型优化方法与实现 …… 205
4.7　小结 …… 207
参考文献 …… 208
第 5 章　群集智能作用下的结构涌现 …… 211
5.1　引言 …… 211
5.2　基于蚁群墓地构造的聚类模型及其应用 …… 214
5.2.1　基于蚁群墓地构造的聚类模型 …… 214
5.2.2　蚁群聚类模型的并行化及有关说明 …… 218
5.2.3　基于蚁群聚类模型的机构轨迹综合 …… 220
5.3　基于蜂群筑巢的实体结构涌现模型及其应用 …… 225
5.3.1　社会性昆虫群体的筑巢行为 …… 225
5.3.2　基于群集智能的筑巢模型及其实现算法 …… 226
5.3.3　基于筑巢模型的结构涌现仿真分析 …… 228
5.4　基于元胞自动机的实体结构涌现模型及其应用 …… 231
5.4.1　基于元胞自动机的连续结构涌现模型 …… 232
5.4.2　基于元胞自动机的连续结构涌现模型的相关性能分析 …… 239
5.4.3　基于连续结构涌现模型的拓扑优化设计实例 …… 243
5.5　基于社会网络的虚拟结构涌现模型及其应用 …… 246
5.5.1　社会网络结构涌现的有关说明 …… 246
5.5.2　社会网络的结构涌现 …… 247
5.5.3　社会网络中社区结构涌现的实例分析 …… 252
5.6　小结 …… 256
参考文献 …… 256

第三篇　扩　展　篇

第 6 章　群集智能的新发展——社会情感计算 …… 261
6.1　引言 …… 261
6.2　社会情感优化算法概述 …… 262
6.2.1　社会情感理论 …… 262
6.2.2　标准社会情感优化算法 …… 264
6.3　基于情感强度第三定律的社会情感优化算法 …… 266
6.4　引入情绪调整策略的小世界社会情感优化算法 …… 275
6.4.1　算法思路 …… 275
6.4.2　数值实验仿真 …… 277
6.4.3　人工神经网络的训练 …… 282
6.5　社会情感优化算法的适应值预测策略 …… 287
6.5.1　引言 …… 287
6.5.2　基于适应值的加权平均预测思想 …… 288
6.5.3　基于适应值的加权平均预测公式 …… 289
6.5.4　预测的比例讨论 …… 291
6.6　小结 …… 291
参考文献 …… 292
第 7 章　群集智能与人工神经网络和人工免疫系统的关系 …… 295
7.1　引言 …… 295
7.2　人工神经网络与人工免疫网络概述 …… 296
7.2.1　人工神经网络生物原型与算法 …… 296
7.2.2　人工免疫系统生物原型与算法 …… 298
7.3　群集智能与人工神经网络的相似性 …… 305
7.3.1　系统结构的相似性 …… 306
7.3.2　学习机制的相似性 …… 307
7.3.3　反馈机制的对比分析 …… 308
7.3.4　问题求解的对比分析 …… 309
7.4　群集智能与人工免疫系统的关联性 …… 315
7.4.1　相似性分析 …… 315
7.4.2　差异性分析 …… 319
7.4.3　问题求解的对比分析 …… 322
7.5　小结 …… 331
参考文献 …… 332

第 8 章 人工蜂群算法与人工免疫网络系统的融合 …… 337
8.1 引言 …… 337
8.2 人工蜂群算法概述 …… 338
8.2.1 基本人工蜂群算法 …… 338
8.2.2 人工蜂群算法模型 …… 340
8.3 人工蜂群算法与人工免疫算法的融合机理 …… 341
8.4 混合算法在工程约束优化参数设计中的应用 …… 344
8.4.1 约束优化问题的数学模型 …… 344
8.4.2 仿真实验 …… 345
8.4.3 仿真结果分析 …… 348
8.5 具有多峰特性的多项目调度问题的混合算法求解 …… 350
8.5.1 问题背景 …… 350
8.5.2 MRCMPSP 问题数学模型及其约束简化 …… 351
8.5.3 混合算法对 MRCMPSP 问题的求解 …… 357
8.5.4 数值实例 …… 359
8.6 小结 …… 361
参考文献 …… 361

索引 …… 365
后记 …… 370

第一篇　导　引　篇

第1章 绪 论

复杂性科学(complexity science)的兴起已是有目共睹的事实,世界范围内的复杂性研究(complexity study)高潮迭出,确实反映出科学发展的一种趋势。群集智能(swarm intelligence,又称为群体智能或者群智能)表现了一类重要的复杂系统(complex system)特性,正受到越来越多的关注。

作为绪论,本章基于复杂性研究的视角,以复杂系统为背景,从群集智能行为的生物原型描述入手,围绕系统结构、模型与算法、典型应用等方面情况综述了群集智能的研究进展;在对群集智能进行特性分析的基础上,阐述了群集智能对复杂系统研究的意义;最后对本书的主要内容进行了说明,并给出了全书的篇章结构。

本章所述内容构成这本学术著作的导引部分,便于了解全书概貌。

1.1 引 言

复杂性研究是21世纪的一门新兴学科,"探索复杂性"正在成为当代科学的革命性前沿[1~3]。我国学者在复杂性研究方面做出了独特的贡献,特别是钱学森先生总结提炼出来的"开放的复杂巨系统"的概念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[4]。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[5];因此,采用仿生途径研究系统复杂性无疑是一种重要方式和恰当选择,如遗传算法(genetic algorithm,GA)[6]、人工免疫系统(artificial immune system,AIS)[7]、元胞自动机(cellular automata,CA)[8]等方法均可归于仿生途径。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[9,10]。

导致生物系统复杂性的根本原因是其具有高度智能。生物智能的基本特征表现为目的性、综合性和学习扩展性[11]。

(1) 生物智能的目的性。生物为了更好地适应环境,求得生存或繁衍后代,往往通过各种智能活动来达到一定的目的,如模式识别、声音语言表达、肢体运动等。对于属于高级动物的人类,为了改进生活质量,扩展精神文明空间,也在音乐、绘画、棋牌之类的活动中表现出自己的聪明才智来。

(2) 生物智能的综合性。生物为了觉察和适应周围环境的变化,通过视觉、听觉、嗅觉、味觉和触觉来接收外来的信息,再由神经系统进行处理,然后用肢体动

作、声音语言或其他的物理化学变化来做出反应。在人类的活动中，输入信息有80%左右来自视觉，来自听觉的占第二位。相当多的智能信息活动是在图像信息处理和语音信息处理综合的基础上进行的，如课堂听课、观看节目等。有经验的猎人狩猎时，视觉、听觉、嗅觉都同时得到应用。通常说一个人聪明，实际上就是耳聪目明之意。

(3) 生物智能的学习扩展性。通过学习来不断地扩展智能是生物智能行为的重要特征，这种扩展既表现在生物个体成长过程中通过学习和经验积累增加智能，也反映在生物一代比一代更适应周围环境的变迁特点上。

生物智能包括人类智能和其他生物智能。毫无疑问，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，直接以包括人类智能在内的一般生物系统为对象探讨复杂系统内部运行机制，难度明显太大，效果并不理想，因此有必要另辟蹊径。按照“从具体到一般”的问题处理思路和循序渐进的原则，从某类典型的(指在复杂性表现上具有代表性)其他生物系统的智能行为规律研究入手进行研究，在当前阶段可能更具现实可能性和实施操作性；同时作为导向人类生物系统复杂性研究的一个过渡，其相关成果具有拓广价值，通过延伸扩展，可以逐步过渡到关于一般生物系统乃至一般复杂系统运作机理的认识和把握。正因为如此，集中展示群集智能涌现(emergence)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。

目前，群集智能方法广泛用于各种复杂问题求解，从这个角度可将“swarm”定义为一组相互之间可以通过改变局部环境进行直接或者间接通信的主体(Agent)，这组主体能够相互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[13]。大多数具有群居生活习性的生物系统往往表现出比较相似的群集智能行为，据此提炼形成的人工系统模型主要反映的是蚁群[12]、鸟群(微粒群)[14]、蜂群[15]、鱼群[16]和狼群[17]等的行为特征。由于目前对蚁群和微粒群的研究和应用较多，故本书主要以这两类系统作为考察对象，部分内容也涉及蜂群系统。

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[18,19]，但它与基于达尔文主义的进化模型的“涌现”在形成机制上存在差别。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。

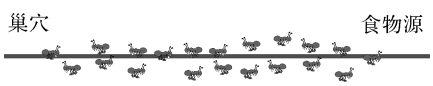
1.2　群集智能行为的生物原型

群集智能并不是所有生物种群都具有的特性，它是那些具有社会性特征的群居生物个体合作进行某些活动时才会产生的涌现现象。关于群集智能行为的生物原型，在现已出版的两本经典著作中都有一定篇幅的介绍。Bonabeau 等在 *Swarm Intelligence*：*From Natural to Artificial Systems*[12] 一书中描述了生物蚂蚁群体的一些行为，如觅食（foraging）、劳动分工（division of labor）、尸体聚集（corpse clustering）、筑巢（nest building）、合作运输（cooperative transport）等，并分别对其建模，然后采用仿生隐喻的手段设计了一系列算法、多主体系统和机器人团队，该著作集中介绍了社会性昆虫（主要是蚁群）的行为建模和蚁群优化（ant colony optimization，ACO）算法及其性能。Kennedy 等在 *Swarm Intelligence*[14] 一书中通过观察鸟群的协同运动，开创了微粒群优化（particle swarm optimization，PSO）这一新型群集智能方法的研究领域，并以此为基础提出了以下基本观点：①人类智能的产生源于社会交往；②文化和认知是人类社交的结果。

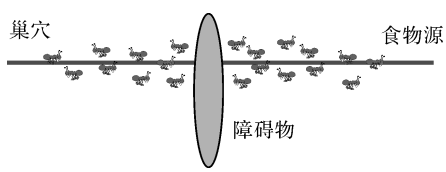
下面对几个颇为常见的群集智能行为的生物原型进行描述，它们是目前大多数群集智能模型和算法的基础。

1.2.1　蚁群觅食

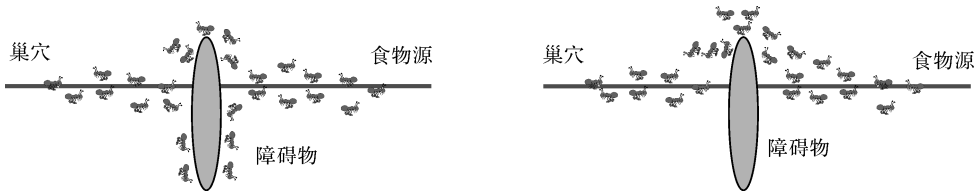
自然界蚂蚁的食物源总是随机分布在其巢穴周围。观察发现，蚁群觅食时都存在“信息激素（pheromone）遗留”和“信息激素跟踪”两种行为，即蚂蚁一方面会在其行走经过的路径上留下信息激素，另一方面也会按照一定的概率沿着信息激素较强的路径去寻找食物。除去激素的挥发外，越短的路径上积累的信息激素越多；经过一段时间后，蚂蚁总是沿着一条从巢穴到食物源的最短路径行走，如图 1.1(a)所示。当觅食过程中出现了障碍物时，蚁群也能迅速地做出反应，最终沿着一条从巢穴到食物源的最短路径去搬运食物，如图 1.1(b)、(c)、(d)所示。深入观察发现，虽然自然界的蚂蚁经常更换巢穴的位置，并且是在不同的地点找到食物，但从巢穴到食物源的路径始终是最短的。生物学家 Goss 和 Deneubourg 等[20] 在对真实的 Argentine 蚁群的觅食行为所进行的实验中也同样观察到了这个奇妙的现象。



(a)



(b)



(c)　　(d)

图 1.1　蚁群觅食路径形成示意图

1.2.2　鸟群觅食

对于鸟群觅食现象，设想如图 1.2 所示的一个场景：鸟群在某个区域随机搜索食物，并且这个区域里只有一块食物；所有的鸟都不知道食物的摆放之处，但知道当前位置离食物还有多远。显然，寻找该食物的最简单有效的策略就是搜索当前离食物最近的鸟的周围区域。而在这一搜索过程中，每只鸟都是根据下面三个量的“向量和”来确定自己飞行速率和方向：①当前的速率和方向；②全局最优位置；③该鸟自身经历过的最优位置。基于上述场景中的搜索寻优过程所抽象形成的一类优化算法即为微粒群优化算法[14]，通常也简称为微粒群算法。

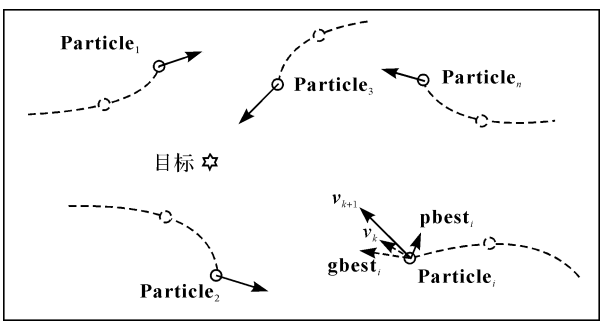


图 1.2　鸟群觅食的场景示意图

1.2.3　蚁群劳动分工

很多昆虫群体中存在着劳动分工现象，蚁群劳动分工(ant colony's labor division)具有层次结构。第一层次的划分一般可分为从事繁殖的个体和从事日常工作的个体；对从事日常工作的个体又可以进行下一层次的划分，如可分为寻找食物的蚂蚁和建筑巢穴的蚂蚁等。蚁群劳动分工的显著特点就是由个体行为柔性产生的群体分工可塑性，即执行各项任务的蚂蚁的比率在内部繁衍生息的压力和外部侵略挑战的作用下是可以变化的。令人惊奇的是，蚂蚁是在并不知晓任何关于群体需求的全局信息的情况下，自动地实现群体内个体的分工，并达到一个相

对的平衡，其结果不仅使得每个蚂蚁都在忙碌地工作，而且工作的分工又恰好符合群体对各项工作的要求。

生物学中一个有趣的实验也确认了这一事实。先将一只蚂蚱切成 3 块，第 2 块比第 1 块大一倍，第 3 块又比第 2 块大一倍，然后放到蚂蚁洞附近。一段时间以后发现各块蚂蚱周围的蚂蚁数分别为 28 只、44 只和 89 只，差不多也是各增加一倍[21]。

1.2.4　蚁群墓地构造

观察和实验表明，蚁群需要而且能够构造墓地。Chrétien 对 Lasius niger 蚂蚁的墓地构造做了许多细致的实验，Deneubourg 则对 Pheidole pallidula 蚂蚁的墓地构造进行了实验[22]。从这些实验中可以观察发现，工蚁会将死去的蚂蚁尸体聚集在一起，图 1.3 给出了真实蚂蚁的聚类行为。最初死去的蚂蚁尸体是随机分布的，而几个小时以后工蚁会将这些尸体逐步聚集成一系列较小的簇(cluster)，这些簇周围的信息激素浓度相对较高，从而吸引蚂蚁在其周围堆积更多的尸体，最终聚集形成少数几个簇。如果实验场所是非空旷的，或者其中包括几种不同种群的蚂蚁，那么相应的簇会沿着区域的边界或者种群的边界而形成。

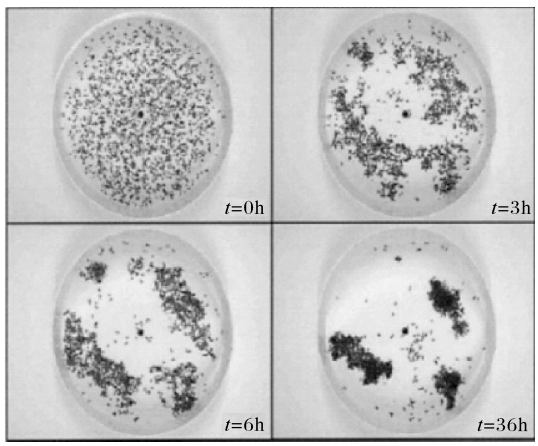


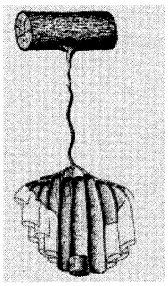
图 1.3　真实蚂蚁的聚类行为[22]

1.2.5　蜂群筑巢

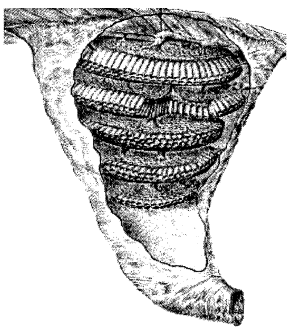
黄蜂(wasp)是一种社会性群居生物，这类生物具有筑巢的本领。不同类别黄蜂群体构筑的巢穴形状结构各不相同，构筑材料也不尽一致。从构造上对这些巢穴进行分类，可以分成六十多种类型，从简单到复杂应有尽有[15]。图 1.4 显示出几类蜂群构筑的巢穴，可以看出，图 1.4(c)、(d)所示的巢穴明显比图 1.4

(a)、(b)所示的巢穴复杂，它们有外部包围作为遮盖，其内部结构也组织得更加井然有序。

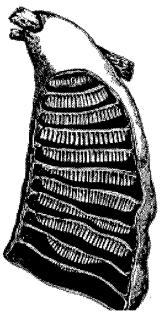
(a) Ropalidia variegata 蜂群构筑的巢穴



(b) Mischocyttarus drewseni 蜂群构筑的巢穴



(c) Angiopolybia pallens 蜂群构筑的巢穴



(d) Epipona morio 蜂群构筑的巢穴

图 1.4　几类蜂群构筑的巢穴[15]

1.3　群集智能研究进展

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)[23]，后来又归纳提炼出蚁群优化元启发方法[22]。目前，又有其他学者根据蚁群的劳动分工[24]和墓地构造[25]等现象提出了一系列模型和算法。Kennedy 等[14]则通过观察鸟群的协作觅食活动开发出微粒群优化方法。因此，就优化而言，群集智能已包括蚁群优化方法和微粒群优化方法两个大类，其中，蚁群优化方法是群集智能中迄今最为成功的范例。

美国国家航空航天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[26]。欧洲共同体推出的“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[27]。*IEEE Neural Network Society* 发起了 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微粒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微粒群优化算法的改进和应用方面，在此方面已有较多文献发表；同时，也开展了一些关于群集智能建模与仿真(modeling and simulation)方面的研究工作[28~30]。

下面围绕系统结构、模型与算法、典型应用等方面内容介绍群集智能的研究进展。

1.3.1　群集智能系统结构

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[31]，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，只是将其看做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[23]：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微粒群模型时，仅仅将每只鸟看做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[32]。

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，不存在控制与被控制的关系。

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[25]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[23]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[33]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[34]中，当一个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[35]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。

3. 个体间的交互和通信方式

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完成的[31]。信息激素是蚂蚁体内一些腺体不断制造出来的一类化合物，在蚂蚁个体间起到通信联络的作用，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、构造墓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蚂蚁所感知而达到交流的目的。这是一种间接的通信机制，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信方式为主、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。每只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。

1.3.2　群集智能模型与算法

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做同类的(homogenous)并因而忽略了个体的局部特征,所以该方法难以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[6]、人工神经网络(artificial neural network,ANN)[36]、元胞自动机[8]、SWARM平台[37,38]、蚁群优化算法、微粒群优化算法等。

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及影响蚁群大小的因素[39]。

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[25]。Langton 和 Tuik 创建了一种称为“蚂蚁规则”的元胞自动机[40],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涌现出混沌、轨道无定界等复杂行为。

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:一种是将个体看做单个神经元,个体之间的交互看做神经元之间的连接,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,当接收的环境激励不同时,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,从而创造出一个设备精良的软件实验环境。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。

虽然蚁群优化和微粒群优化都是作为复杂优化和控制问题的求解算法来开发的,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,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,蚁群优化和微粒群优化都属于基于主体的建模(Agent-based modeling)[41]工具。

2. 蚁群觅食模型与算法

Dorigo 等在文献[22]中提出的蚁群优化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，标准的蚂蚁算法模型 AS[23] 则是蚁群优化的一种算法实现。

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[33]。ACS 在 AS 的基础上做了以下四个方面的改进：①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；②只增强属于全局最优路径上的信息激素；③利用信息激素的局部更新规则提高算法的“勘探”(exploration)能力；④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[42] 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范围内。AS_{Rank}[43] 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，如 HAS[44] 和 ACS-3-opt[33] 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[45]则提出了一种基于竞争学习的蚁群觅食模型。

从问题求解的角度看，蚁群优化的一系列模型主要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。各种蚂蚁算法模型大都采取了将群体间接通信与个体自身的启发式搜索相结合的方式。

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[13]。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。模型假设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、成组增援方式及大规模增援方式。大规模增援方式一般出现在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）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、巢穴及信息激素的数量，此外，搬运状态、搬运方向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，但蚂蚁在某时刻接收环境激励不同，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。

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。

3. 蚁群聚类模型

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。根据蚂蚁在构建墓地时搬运死去蚂蚁尸体的行为提出了若干蚁群聚类模型，主要有基本模型（basic model，BM）、最小模型（minimal model，MM）和 LF 模型[13]。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类似的宏观现象。BM 模型中，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。

关于蚁群聚类模型的详细论述见第 5 章。

4. 蚁群劳动分工模型

固定响应阈值模型（fixed response threshold model，FRTM）和时变响应阈值模型（time-dependent response threshold model，TRTM）是两种最主要的蚁群劳

动分工模型[13]。固定响应阈值模型存在以下几个限制条件：①假设蚂蚁的响应阈值在离散时间段上是不变的；②假定蚂蚁是有差异性的，且蚂蚁的角色是预先分配好的，但并未解释任务分配的起源和蚂蚁分工的鲁棒性；③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做常数时，它才是有效的。随时间变化的时变响应阈值模型的柔性和鲁棒性都优于固定响应阈值模型，但在实际应用时其性能是否都能超越经典的任务分配算法，目前还缺乏实验的比较，值得进一步探讨。

关于蚁群劳动分工模型的详细论述见第 4 章。

5. 鸟群觅食模型与算法

在微粒群优化的过程中，鸟群中的每只鸟根据对环境的适应度飞行到较好的区域，将每只鸟看做 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及同伴的飞行经验进行动态调整，由此形成了标准微粒群优化算法(SPSO)[46]，其详细描述将在第 2 章中给出。

对于标准微粒群优化算法中的惯性权重 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[47]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[48] 的研究中，提出了收缩因子的概念，文中描述了一种选择 w、c_1 和 c_2 值的方法，以确保算法收敛。基于选择[49]和杂交[50]等遗传操作的改进微粒群优化算法则在求解性能和效率方面得以提高。利用小生境思想对微粒群优化算法所做的改进能有效地保证种群多样性，避免算法“早熟”[51]，特别适合于求解多峰函数的优化问题。标准的微粒群优化模型主要用于求解连续空间的问题，为了扩大微粒群优化的应用范围，Kennedy 等[52]通过大量的数值研究，改进得到了二进制编码的微粒群优化算法，Yoshida 等[53]在解决电力系统电压控制时进一步给出了混合编码的微粒群优化算法。

微粒群优化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[32]：使智慧出现而不是努力强迫它；模拟自然而不是力图控制它；寻求使事情简单化而不是让它复杂化。

1.3.3　群集智能典型应用

群集智能的理论和方法不仅是进行复杂系统内在运行机制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诸多科学和工程领域，并显示出强大的优势和潜力，下面就其主要方面进行介绍。

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，蚁群优化和微粒群优化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。蚁群优化算法在求解多种组合优化问题时性能表现突出，主要包括 TSP 问题[23,33,42,54]、二次分配问题(quadratic assignment problem)[55]、调度问题(scheduling problem)[56,57]、图着色问题(graph coloring)[58]、多重背包问题(multiple knapsack)[59]、约束满足问题(constraint satisfaction problem)[60]、离散多目标优化问题[61,62]。对于上述某些问题，蚁群优化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，微粒群优化算法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)[63]的微粒群优化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，微粒群优化算法已在多峰值函数优化[64,65]、多目标优化[66,67]和约束优化[68,69]等方面取得了很好效果。

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[70]。实际上，对于动态网络的网络保持[71]、ATM 网上 VC 路由选择方法、电信网动态路由优化、QoS 路由调度方法[72]、多波长全光传输网的虚拟波长路径路由和波长分配[73]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，并在实际电信网中成功应用。

微粒群优化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[14]。高海兵等[74]提出的基于连接结构优化的微粒群优化算法与 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[75]提出的协同微粒群优化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[76]和设计电力变压器的智能保护机制[77]等。

在化工方面，微粒群优化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[78]。与传统的工业优化方法比较，微粒群优化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微粒群优化算法的优越性。