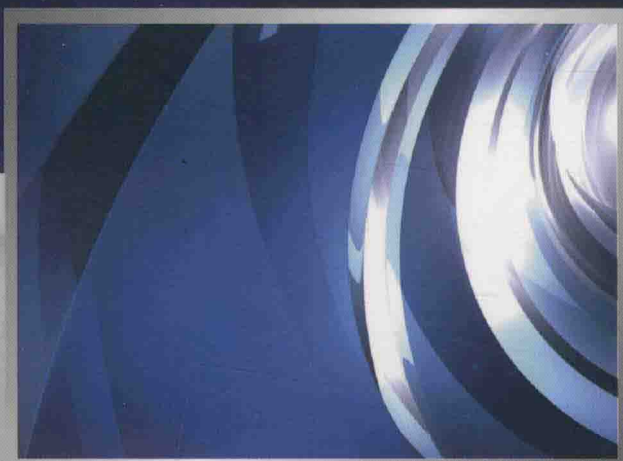


群集智能 优化算法及应用

冯肖雪 潘峰 梁彦 高琪 著



科学出版社

群集智能优化算法及应用

冯肖雪 潘峰 梁彦 高琪 著



科学出版社

北京

内 容 简 介

本书系统地阐述了蚁群算法、粒子群算法、传染病优化算法三类典型的群集智能优化方法。本书既涵盖算法原理、数学模型、改进方法的理论知识，又注重理论联系实际，以实际应用问题为导向进行算法设计。针对无线传感器网络目标联合预警与跟踪中的能耗-性能优化问题、机场停机位分配优化问题、空间站组装姿态指令优化问题，给出了具体求解思路，力求使读者能较快掌握和应用这三类典型的群集智能优化算法。

本书可供人工智能、信息科学、控制工程、计算机科学等专业研究生和高年级本科生学习及参考，也适于从事智能科学和复杂性研究的科技工作者阅读使用。

图书在版编目(CIP)数据

群集智能优化算法及应用 / 冯肖雪等著. — 北京: 科学出版社, 2018.6

ISBN 978-7-03-057602-6

I. ①群… II. ①冯… III. ①计算机算法-最优化算法-群集技术 IV. ①TP301.6

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 117673 号

责任编辑: 阙 瑞 / 责任校对: 郭瑞芝

责任印制: 师艳茹 / 封面设计: 迷底书装

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>

保定市 中画美凯印刷有限公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2018 年 6 月第 一 版 开本: 720×1 000 1/16

2018 年 6 月第一次印刷 印张: 11 插页: 2

字数: 224 000

定价: 78.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前 言

随着人工智能在当今时代的高速迅猛发展，人们对高效的优化技术和智能计算的要求越来越高。鉴于实际工程问题的复杂性、约束性、非线性、建模困难等特点，探索新的非经典计算途径、寻找适合于大规模并行且具有智能特征的优化算法已成为一个引人注目的研究方向。在这种背景下，社会性群集行为也称为自组织行为（比如蚁群觅食、流行病传播、鸟群飞行等）引起了人们的广泛关注，其中参与自组织行为的每个个体被认为是具有独立感知、通信和决策能力的智能体，通过个体之间简单的交互作用却表现出不可预见的宏观智能行为，这就产生了所谓的“群集智能”，例如，单只蚂蚁的能力极其有限，但当这些简单的蚂蚁组成蚁群时，却能完成像筑巢、觅食、迁徙、逃生等复杂行为；流行病可通过人群之间的简单接触实现大范围区域内的广泛传播；鸟群在没有集中控制的情况下能够以整齐编队的形式同步飞行等。因此，群集智能优化算法具备的自学习、自组织、自适应的特征和简单通用、鲁棒性、并行处理等优点，使其在诸多工程领域受到了广泛应用。本书旨在结合工程实践中的优化问题，深入浅出地对几类典型的群集智能优化算法进行介绍，并力图提供解决相关优化问题的思路。

本书以实际应用优化问题为导向，阐述了面向复杂系统的群集智能优化算法及其应用。本书共三篇、8章内容。第1章是本书的总体框架部分，对面向复杂系统的群集智能优化算法进行了综述。第2~4章是本书的基础内容部分，分别对蚁群算法、粒子群算法以及传染病优化算法进行了详细阐述，包括生物模型、算法原理、实现流程、常见的改进算法以及典型应用等。第5~8章是本书的应用扩展部分，针对无线传感器网络目标联合预警与跟踪下的能耗—性能优化问题，给出了基于最大—最小信息素人工蚁群算法的传感器节点唤醒控制策略、基于分布式传染病模型的传感器节点探测与通信模块联合唤醒控制策略。针对机场停机位分配优化问题，给出了基于粒子群算法的求解策略。针对空间站组装姿态指令优化问题，给出了基于互利共生的双种群粒子群算法的求解策略。

本书由冯肖雪、潘峰与梁彦教授合作完成。本书主要的实验仿真由冯肖雪、周倩、张倩倩等完成，李淑慧、王瑞、夏伟光等进行了部分章节的文字校对，冯肖雪进行了全书内容的编校和统稿工作，对课题组内参与有关研究工作的研究生表示衷心的感谢。最后，感谢国家自然科学基金项目(61603040)对相关工作的支持。

由于作者水平有限，书中难免存在不妥及疏漏之处，欢迎各位专家和广大读者给予批评指正。

作者

2018年1月

目 录

前言

第一篇 导 引 篇

第 1 章 概述	3
1.1 群集智能概述	3
1.2 群集智能的基本原则与特点	5
1.3 群集智能理论研究现状	8
1.3.1 群集智能计算方法	8
1.3.2 群集智能模型研究	9
1.3.3 群集智能行为研究	9
1.3.4 群体协作行为研究	10
1.3.5 群集智能数学建模方法	10
1.4 群集智能算法的发展展望	11
1.4.1 群集智能理论的完善	11
1.4.2 群集智能算法的设计	11
1.4.3 群集智能算法性能的提高	12
1.5 本书章节安排	12
参考文献	14

第二篇 基 础 篇

第 2 章 蚁群优化算法	21
2.1 引言	21
2.2 蚁群优化算法理论原理	22
2.2.1 基本蚁群的觅食过程	22
2.2.2 基本蚁群的机制原理	23
2.2.3 基本蚁群算法的特点	24
2.3 蚁群优化算法数学模型及实现流程	25
2.3.1 蚁群优化算法的数学模型	25
2.3.2 蚁群优化算法的算法步骤流程	27

2.3.3 蚁群优化算法的程序结构流程	28
2.4 改进的蚁群优化算法	29
2.4.1 最大最小蚁群算法	29
2.4.2 具有变异和分工特征的蚁群算法	31
2.4.3 自适应蚁群算法	32
2.5 蚁群优化算法的典型应用	33
2.6 本章小结	35
参考文献	35
第 3 章 传染病动力学模型及疫情优化控制算法	38
3.1 引言	38
3.2 经典仓室传染病模型	39
3.2.1 SIS 模型	39
3.2.2 SIR 模型	40
3.2.3 SIRS 模型	41
3.3 多种群传染病模型	42
3.4 网络传染病模型	43
3.5 基于 Agent 个体的传染病模型	45
3.6 传染病疫情优化控制	46
3.6.1 疫情控制模型问题提出	47
3.6.2 传染病疫情优化控制模型	48
3.7 本章小结	50
参考文献	50
第 4 章 粒子群优化算法	54
4.1 引言	54
4.2 粒子群优化算法的数学模型及算法流程	54
4.2.1 粒子群优化算法的数学模型	54
4.2.2 粒子群优化算法的算法流程	57
4.3 改进的粒子群优化算法	58
4.3.1 带惯性权重的 PSO 模型	58
4.3.2 带收缩系数的 PSO 模型	59
4.3.3 Bare Bones Particle Swarm (BBPS) 模型	59
4.3.4 带被动 c-聚集的 PSO 模型	60
4.3.5 基于拓扑结构的改进算法	61

4.4	粒子群优化算法的典型应用	62
4.5	本章小结	63
	参考文献	63

第三篇 应用篇

第 5 章	基于人工蚁群的无线传感器网络节点唤醒控制算法	69
5.1	引言	69
5.2	问题提出	72
5.3	算法实现	74
5.3.1	蚂蚁搜索	75
5.3.2	信息素释放	76
5.3.3	信息素扩散	77
5.3.4	信息素的积累	77
5.3.5	基于信息素的控制	78
5.4	参数设计	78
5.5	算法仿真结果比较	80
5.6	定理阐述	86
5.6.1	定理 1 和定理 2 中各项参数的定义	86
5.6.2	定理 1 的证明	87
5.6.3	定理 2 的证明	89
5.7	本章小结	91
	参考文献	92
第 6 章	基于分布式传染病模型的无线传感网联合预警与跟踪	96
6.1	引言	96
6.2	问题提出	97
6.3	分布式传染病模型	98
6.3.1	直接感染	101
6.3.2	交叉感染免疫/免疫缺失	101
6.3.3	交叉感染	102
6.3.4	病毒量积累	102
6.4	分布式传染病模型与节点联合唤醒控制问题	103
6.4.1	唤醒控制问题	103
6.4.2	基于分布式传染病模型的联合唤醒控制	104

6.5	参数设计	105
6.6	仿真分析	106
6.6.1	算法比较	107
6.6.2	算法鲁棒性验证	108
6.6.3	交叉运动双目标跟踪	110
6.7	定理阐述	111
6.8	本章小结	112
	参考文献	113
第 7 章	基于粒子群算法的机场停机位分配求解	116
7.1	引言	116
7.2	机位分配问题描述	119
7.2.1	机位分配问题约束条件	119
7.2.2	机位分配问题的优化目标函数	124
7.3	机位分配优化模型建立	126
7.3.1	假设条件	126
7.3.2	模型建立	126
7.4	基于粒子群算法的机位分配问题优化求解	127
7.4.1	适应度函数设计	127
7.4.2	航班分配层次排序算法设计	128
7.4.3	机位分配优化模型约束处理	129
7.4.4	基于 Round 规则的停机位编码设计	131
7.4.5	航班机位冲突判定算法的设计	132
7.4.6	求解停机位分配问题的 PSO 算法设计	132
7.5	实验仿真及数值分析	134
7.5.1	案例描述	134
7.5.2	参数设置	136
7.5.3	仿真结果	137
7.6	本章小结	140
	参考文献	140
第 8 章	基于粒子群算法的空间站组装姿态指令优化求解	143
8.1	引言	143
8.2	空间站组装的数学模型	144
8.3	姿态指令优化函数求解	148

8.3.1	梯度下降法	148
8.3.2	标准 PSO 算法	148
8.3.3	基于生物互利共生的双种群 PSO 算法	149
8.4	基于互利共生的双种群 PSO 算法仿真实验	152
8.4.1	测试函数和参数设定	152
8.4.2	实验结果与分析	153
8.5	空间站组装姿态指令优化数值实验	158
8.5.1	参数设定	158
8.5.2	实验结果	158
8.6	本章小结	164
	参考文献	164

彩图

第一篇 导 引 篇

第 1 章 概 述

1.1 群集智能概述

在过去的三个世纪以来，西方基础科学研究的主流还是建立在还原论基础之上的。然而，20 世纪的科学发展让人们认识到，有些问题只能通过综合才可能解决。举例来说，物理学家和化学家们根据物质的原子理论和元素周期表能够阐明各种物质的材料属性，其中包括各种有机物；分子生物学家能够解释构成各种生物有机体的分子基础(如基因和蛋白质)；然后神经物理学家能够进一步给我们讲解大脑的运行机制。但是，科学家还是无法解释我们的大脑何以创造出了现实世界中形形色色的各种建筑物、各种书籍、各种观念、各种人际关系、社团、宗教以及政治经济形态等。这个例子说明，我们在原子、分子、细胞、神经元等不同层次上对大脑复杂性的认识，依然不能帮助我们了解大脑在更高层次，比如心理、社会、经济和政治层面所展现出来的行为。针对还原论的批判，最早来自统计物理领域，早在 20 世纪 70 年代，以著名物理学家 Prigogine^[1]和 Anderson^[2]为代表开始对还原论的思维定式进行反思，指出还原论在处理尺度和复杂性这一对矛盾时失效了。在一个复杂系统内部，具有复杂性的每一层次，可以涌现出与低层次完全不同的新性质。或者说，在一个复杂系统的内部，高层次呈现出的复杂性与低层次的复杂性之间并没有什么决定性的因果关系^[3]。

于是，越来越多的科学家开始关注复杂系统以及相应的复杂性问题的研究。所谓复杂系统，一般是指由大量简单主体组成的，且主体间的相互作用能够涌现出所有主体或者部分主体不具有的整体行为的系统^[4]。我国著名科学家钱学森提出了开放的复杂巨系统(Open Complex Giant Systems)的概念^[5]：系统包含成千上万甚至上亿万的子系统，子系统之间具有强烈的相互作用，而整个系统与环境间存在交互作用；系统具有开放性、复杂性和层次性等特征。即便如此，关于复杂性的概念至今也没有给出统一的定义。它最初由贝塔郎菲于 1928 年撰写的《生物有机体系统》论文中首次提及。随后，来自不同领域的科学家对此进行了多方面的研究，并作出了重要的贡献，如 20 世纪 70 年代提出了突变理论，80 年代出现了混沌理论等。然而，复杂性的形式多种多样，这些理论也仅仅是迈出了一小步。因此，研究者们一直在努力探寻研究复杂性的新理论，他们甚至已经为此取了个

形象的名词—C-理论^[4,5]。例如, 20 世纪在对混沌的研究中发现, 用迭代过程和微分方程描述的简单系统由于非线性关系而展现出复杂行为, 这是复杂性的一种重要范式。而世纪之交, 人们又广泛观察到, 大量复杂系统也可以由某些简单规则自组织演化而形成, 这可能是复杂性更重要的一种范式。我们可得出如此结论: 复杂性的表现载体是复杂系统。而生物系统作为复杂系统的典型代表^[6], 人们自然而然地想要通过研究生物系统的某些特征或行为来解决复杂系统中的复杂问题。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^[7,8]。鉴于实际工程问题或复杂系统的复杂性、约束性、非线性、建模困难等特点, 寻找一种适合于大规模并行且具有智能生物特征的算法已成为有关学科的一个主要研究目标和引人注目的研究方向。在这种背景下, 社会性动物(如蚁群、鱼群、鸟群、蜂群、病原体细菌等)的自组织行为引起了人们的广泛关注, 许多学者对这种行为进行数学建模并用计算机对其进行仿真, 这就产生了所谓的“群集智能”(Swarm Intelligence, SI)^[9,10]。

群集智能中的群体指的是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的问题求解; 而群集智能则是指无智能的主体通过合作表现出智能行为的特性^[11], 群集智能在没有集中控制且不提供全局模型的前提下, 为寻找复杂的分布式问题求解方案提供了基础和可能性。群集智能的妙处在于个体的行为都很简单, 但当它们一起协同工作时, 却能够实现非常复杂(智能)的行为特征, 这便是群集智能中所谓的“涌现”现象。例如, 单个蚂蚁的能力极其有限, 但当这些简单的蚂蚁组成蚁群时, 却能完成筑巢、觅食、迁徙、清扫蚁巢等复杂行为; 一群行为显得盲目的蜂群能造出精美的蜂窝; 鸟群在没有集中控制的情况下能够同步飞行; 病原体简单地通过易感者之间接触进行传播, 达到某区域内传染病的暴发等。科学家通过对上述自组织行为进行抽象数学建模, 提出了相应的群集智能算法: 蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)^[12-14]、蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)^[15-17]、粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[18-20]、传染病疫情优化控制算法^[21,22]等。除了上述 4 类算法外, 我国学者李晓磊等根据鱼的特性提出的鱼群算法(Fish Swarm, FS)^[23-25], 以及狼群算法^[26]等也是常见的群集智能算法。

群集智能方法易于实现, 算法中仅涉及各种基本数学操作, 其数据处理过程对 CPU 和内存的要求也不高。且这种方法只需目标函数的输出值, 而无需其梯度信息。已完成的群集智能理论和应用方法研究证明群集智能方法是一种能够有效解决大多数全局优化问题的新方法。群集智能正是通过简单智能个体的合作, 表现出复杂智能行为的特性, 实现群体智慧可以超越最优秀个体智慧的突破。目前, 无论是源于何种群体形式, 基于群集智能的理论方法都涉及众多学科的交叉, 包括人工智能、计算机科学、社会学、经济学、生态学、组织与管理学以及哲学等

学科。随着其研究的深入, 这些研究与其他学科的结合也形成了许多新的研究领域, 从整体上推动了相关学科的发展^[27]。尤其是在复杂科学领域, 群集智能方法有效地解决了许多复杂系统中难以精确描述的问题, 为复杂、困难优化问题的求解提供了一种通用的技术框架。无论是从理论研究还是应用研究的角度分析, 群集智能理论及应用研究都具有重要的学术意义和现实价值。

1.2 群集智能的基本原则与特点

在生态系统中, 许多个体层面上行为模式简单的生物个体, 在形成群体后却体现出复杂而有序的种群自发行为。例如, 鸟群在空中飞行时自动地调整队形; 蚁群能够分享信息, 协同合作, 优化到食物源的最短路径; 鱼群聚集最密集的地方通常是水中食物集中的地方; 大肠杆菌会自动向营养浓度高的区域聚集。在仿生学的基础上, 学者们对此类现象概述为: 在不存在中央控制机制的条件下, 种群中的所有个体都遵循某种特定的行为模式, 通过个体间的相互影响与相互作用, 在种群整体层面涌现出来的复杂系统行为^[11,28]。群集智能鲁棒性强, 并行性好, 实现相对简单, 无需中央控制机制。这类特性是普通的个体智能所无法比拟的, 尤其是对那些没有集中控制且不能提供全局信息的应用场景, 群集智能展现出了较好的优化性能^[29], 为解决复杂系统分布式问题提供了思路。Millonas 在 1994 年提出群集智能应该遵循以下五个基本原则^[30]。

(1) 邻近原则 (Proximity Principle), 即群体能够进行简单的空间和时间计算。由于空间和时间可以转换为能量消耗, 因而对于时空环境的某一给定响应, 群体应该具有计算其效用的能力。这里的计算可以理解为对环境激励的直接行为响应, 而这种响应在某种程度上使得群体的某些整体行为的效用最大化。

(2) 质量原则 (Quality Principle), 即群体不仅能够对时间和空间因素作出反应, 而且能够响应环境中的质量因子 (如事物的质量或位置的安全性)。

(3) 多样性反应原则 (Principle of Diverse Response), 即群体不应将自己获取资源的途径限制在过分狭窄的范围内。群体应该通过多种方式分散其资源以应付由于环境变化造成的某些资源的突然变化。一般认为, 对于环境完全有序的响应, 即使是可能, 也是不希望的。

(4) 稳定性原则 (Stability Principle), 即群体不应随着环境的每一次变化而改变自己的行为模式。这是由于改变自己的行为模式是需要消耗能量的, 而且不一定能产生有价值的投资回报。

(5) 适应性原则 (Adaptability Principle), 当改变行为模式带来的回报与能量投资相比是值得的时候, 群体应该改变其行为模式。

适应性原则和稳定性原则是同一事物的两个方面。最佳的响应似乎是完全有序和完全混沌之间的某个平衡。因此,群体内的随机性是一个重要的因素:适量的干扰将增加群体的多样性,而太多的干扰将会破坏群体的协作行为。需注意的是,上述原则只是描述了群集智能的一些基本特征,并不是定义性的。一般来说,当某些行为方式符合上述原则时,就可以归到群集智能的范畴。

这些原则说明实现群集智能的智能主体,必须能够在环境中表现出自主性、反应性、学习性和自适应性等智能特性。群集智能的核心是由众多简单个体组成的群体能够通过相互之间的简单合作来实现某一功能,或完成某一任务。其中,“简单个体”是指单个个体只具有简单的能力或智能,而“简单合作”是指个体与其邻近的个体进行某种简单的直接通信,或通过改变环境间接与其他个体通信,从而可以相互影响、协同动作。群集智能具有如下特点^[31]。

(1)简单性。群集智能中的个体是低智能的、简单的,个体只能与局部个体进行信息交互,无法和全局进行信息交流,这就使模拟个体的算法容易实现并且执行的时间复杂度也小。同时,算法实现对计算机的配置要求也不高,另外,该算法只需计算目标函数值,不需要梯度信息,容易实现。因此,当系统中的个体数量增加时,对于系统所增加的信息量比较小,可使整个系统具有简单性。

(2)分布式。在群集智能系统中,相互协作的个体是分布式存在的,其初始分布可以是均匀或者非均匀随机分布。这个系统是没有中心的,个体间完全自组织,从而体现出群体的智能特征。因而它更能够适应于网络环境下的工作状态,也符合大多数实际中复杂问题的演变模式。分布式结构要求诸多个体完成同样的工作,换而言之,个体行为存在冗余。冗余可以容错,这乃是普遍的规律。以蚂蚁群体为例,当群体致力于完成一项工作时,其中的许多蚂蚁都进行着同样的工作,而群体行为的成功不会因为某个或者少量个体的缺陷受到影响。作为对蚁群行为的抽象,蚂蚁算法反映出群体行为的分布式特性:每个人工蚂蚁在问题空间的多个点同时开始相互独立地构造问题的解,其整个求解过程不会因为某个蚂蚁未成功获得问题解而受到影响。具体到优化算法实际上可以看作按照一定规则在问题的解空间中搜索最优化结果的过程,所以,初始搜索点的选取直接关系到算法求解结果的优劣和算法寻优的效率。而在解空间特别复杂的问题中,从一点出发的搜索受到局部特征的限制,通常只能得到问题的局部最优解。蚁群优化则可以看作一个分布式的多主体系统,它在问题空间的多个点同时并行地进行独立搜索,不仅增加了算法的可靠性,也使得算法具有较强的全局搜索能力,从而可获得问题的全局最优解。

(3)良好的可扩展性。个体之间通常采用隐式通信的方式进行合作。群集智能系统中的个体不仅可以进行相互之间的直接通信,还可以通过环境与其他个体进

行间接通信,进而影响其他个体行为,即个体之间通过所处的小环境作为媒介进行交互,这种通信方式也被称为 Stigmergy^[32]。由于群集智能系统可以通过非直接通信的方式实现信息的传输与合作,因而随着个体数目的增加,通信开销的增幅较小,因此该系统具备较好的可扩充性。

(4)广泛的适应性。群集智能算法对要解决的问题是否连续并无要求,这就使得该算法既适应具有连续性的数值优化,也适应离散化的组合优化,在处理问题的规模上也没有要求,相反,规模越大,越能体现出群集智能算法的优越性。

(5)自组织。自组织的概念是随着系统科学的发展逐步建立起来的^[33],最经典的自组织系统乃是生物体。生物学有一个基本观点,就是认为类似蚂蚁、蜜蜂这样的社会性昆虫,由于个体作用简单,而且个体之间的协作关系明显,所以,应把它们作为一个整体来看待,甚至可以认为它们就是一个独立的生物体。在这种特殊的生物体中,各个分散的个体在相互作用下逐步完成一项群体工作,体现了系统从无序到有序的演化过程,因而是一个自组织系统。既然蚂蚁群体是一个自组织系统,那么对其自组织行为进行抽象模拟所形成的蚁群算法也应该是一种自组织算法,即是一个从无序到有序的演化过程。事实上,蚂蚁算法确实体现了这样一个过程,以蚁群算法为例,当算法开始的初期,单个的人工蚂蚁随机寻找问题解,经过一段时间的演化,人工蚂蚁越来越趋向于寻找到接近最优解的一些解,这就是一个从无序到有序的过程。而对于整个算法来说,求得的解最终越来越逼近问题的最优解,由此表明算法在逐步完成自组织趋优过程。传统的算法都是针对一个具体问题设计的,它建立在对该问题已有全面认识的基础上,往往难以适应其他问题求解。而群集智能算法的自组织特性提高了其对问题求解的适应能力,能较好地用于一类问题的求解,因此说,群集智能算法具有较强的健壮性。

(6)正反馈。反馈是系统输出对于输入的反作用。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、进步或者退化、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。群集智能在总体上表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。再以蚁群算法为例,真实蚁群在觅食过程中之所以能够最终找到最短路径,直接依赖于最短路径上信息激素的积累,而信息激素的累积恰好是一个正反馈的过程。这个正反馈过程在蚂蚁算法中表现为:根据单个蚂蚁所得解的优劣程度计算反馈量,从而优良解上的轨迹信息激素量就大;同时在演化过程中,轨迹信息激素量越大的轨迹被蚂蚁下一次选择的概率就越大,一旦被选中,其轨迹信息激素浓度又得到进一步的增加。这一正反馈过程使得初始解在轨迹信息激素浓度上的差异得到不断地放大,从而区分出解的优劣,进而