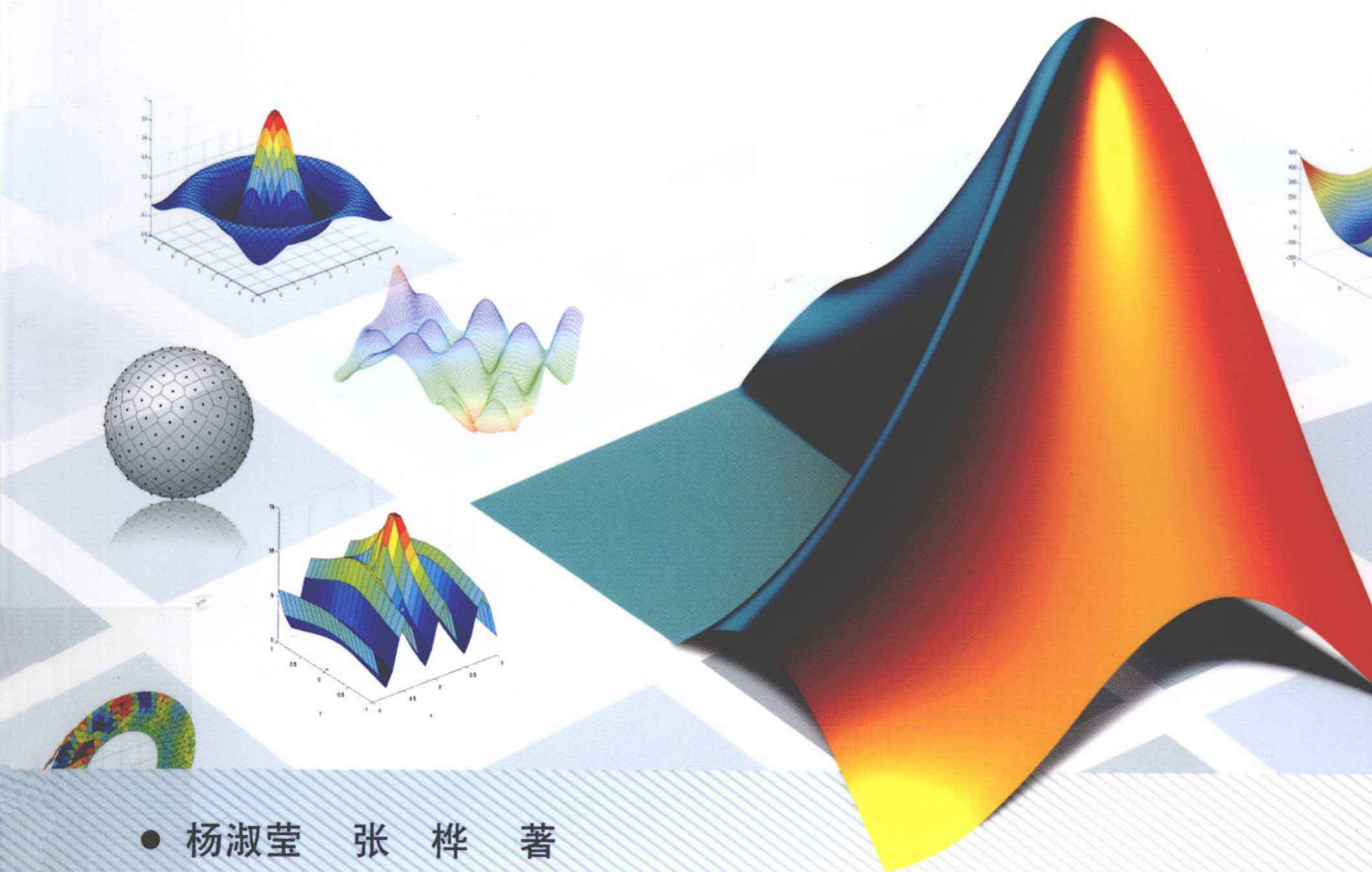


# 群体智能与仿生计算

## ——Matlab 技术实现



● 杨淑莹 张 桦 著



电子工业出版社  
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY

<http://www.phei.com.cn>

# 群体智能与仿生计算—— Matlab 技术实现

杨淑莹 张 桦 著

電子工業出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京·BEIJING

## 内 容 简 介

本书广泛吸取群智能计算、模式识别、统计学、数据挖掘、机器学习、人工智能等学科的先进思想和理论,以一种新的体系,系统、全面地介绍各种群智能算法的理论、仿生计算方法及其聚类应用。全书共分为12章,内容包括进化计算、人工免疫算法、Memetic算法、粒子群算法、混合蛙跳算法、猫群算法、细菌觅食算法、人工鱼群算法、蚁群算法、蜂群算法、量子遗传算法等。其中,进化计算内容包括进化计算、遗传算法、进化规划算法、进化策略算法、差分进化算法;人工免疫算法内容包括人工免疫算法概述、免疫遗传算法、免疫规划算法、免疫策略算法、基于动态疫苗提取的免疫遗传算法、免疫克隆选择算法;量子计算内容包括量子计算、量子进化算法和量子遗传算法。

本书内容新颖,实用性强,理论与实际应用密切结合,以图像中物体的聚类分析为应用实例,介绍理论运用于实践的实现步骤及相应的Matlab代码,为广大研究人员和工程技术人员对相关理论的应用提供借鉴。

本书可作为高等院校计算机工程、信息工程、生物医学工程、智能机器人学、工业自动化、模式识别等学科本科生、研究生的教材或教学参考书,也可供相关工程技术人员参考。

未经许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。  
版权所有,侵权必究。

## 图书在版编目(CIP)数据

群体智能与仿生计算: Matlab 技术实现/杨淑莹, 张桦著. —北京: 电子工业出版社, 2012. 6

ISBN 978-7-121-17042-3

I. ①群… II. ①杨… ②张… III. ①计算机辅助计算—Matlab 软件 IV. ①TP391.75

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2012) 第 099049 号

策划编辑: 张 榕

责任编辑: 徐 萍

印 刷:

装 订: 北京京科印刷有限公司

出版发行: 电子工业出版社

北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编 100036

开 本: 787×1 092 1/16 印张: 18.75 字数: 480 千字

印 次: 2012 年 6 月第 1 次印刷

印 数: 4 000 册 定价: 49.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题, 请向购买书店调换。若书店售缺, 请与本社发行部联系, 联系及邮购电话: (010)88254888。

质量投诉请发邮件至 zlts@phei.com.cn, 盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

服务热线: (010)88258888。

# 前言

天空中的鸟群，海洋中的鱼群，池塘中的蛙群，陆地上的昆虫、动物，经常要成群结队地觅食，在觅食中会遭受到捕食者的攻击，对这些动物而言，能否协调合作行动关系到生死存亡。群体智能就是从许多个体的合作与竞争中涌现出来的一种共享的或群体的智慧，这种集体智慧在细菌、动物、人类及计算机网络中形成，并以多种形式的协商一致的决策模式出现。“群体智慧”在这个世界上以许多不同的形式发挥着作用：个体微不足道，群体却充满智慧，没有领导，没有组织者，所有的分工却秩序井然，而它们的群体协调能力令人瞠目结舌。

一直以来，人类从大自然中不断得到启迪，通过发现自然界中的一些规律，或模仿其他生物的行为模式，从而获得灵感以解决各种问题。群体智能仿生计算就是通过模拟自然界的生物群体行为来实现人工智能的一种方法。仿生智能优化算法大多以模仿自然界中不同生物种群的群体体现出来的社会分工和协同合作机制为目标，而非生物的个体行为，属于群体智能的范畴，因而也被广泛称为群体智能优化算法。群体智能优化算法的基本思想是用分布搜索优化空间中的点来模拟自然界中的个体，用个体的进化或觅食过程类比为随机搜索最优解的过程，用求解问题的目标函数度量个体对于环境的适应能力，根据适应能力采取优胜劣汰的选择机制类比为用好的可行解代替差的可行解，将整个群体逐步向最优解靠近的过程类比为迭代的随机搜索过程。本书综合运用人工智能、认知科学、社会心理学、演化计算等学科知识，提供了一些非常有价值的新见解，并将这些见解加以应用，以解决较难的工程问题。书中首先探讨了群体智能的理论，将这些理论和模型应用于实际，详尽展示了仿生计算的实现方法，提供了强有力的优化、学习和解决问题的方法。

群体智能与仿生计算已经成为当代高科技研究的重要领域，其相关技术迅速扩展，已经应用在人工智能、机器人、系统控制、数据分析等领域，几乎遍及各个学科领域，在国民经济、国防建设、社会发展的各个方面得到广泛应用，产生了深远的影响。

国内外论述群体智能技术的书籍不少，这一领域涉及深奥的理论，往往使实际工作者感到困难，大部分书是罗列各种算法，见不到算法的实际效果和各种算法对比的结果，而这正是学习者和实际工作者所需要了解和掌握的内容。目前确实缺少一本关于群体智能技术在实际应用方面具有系统性、可比性和实用性的参考书。

本书的特点如下：

(1) 选用新技术。除了介绍许多重要经典的内容以外，书中还包括最近十几年才发展起来的并被实践证明有用的新技术、新理论，比如进化计算、人工免疫算法、粒子群算法、蚁群算法、蛙跳算法、人工鱼群算法、猫群算法、蜂群算法、细菌觅食算法、Memetic 算法、量子遗传计算等，并将这些新技术应用于模式识别的聚类分析中，提供这些新技术的实



现方法和源代码。

(2) 实用性强, 针对实例介绍理论和技术, 使理论和实践相结合, 避免了空洞的理论说教。书中实例取材于模式识别聚类分析, 在实际应用中具有广泛的代表性, 读者对程序稍加改进, 就可以将其应用到不同的场合。

(3) 针对每一种群体智能技术, 书中分为理论介绍、实例应用、编程代码三部分, 在掌握了理论之后, 按照实例的应用方法, 可以了解算法的实现思路和方法, 进一步体会短小精悍的核心代码, 学习者可以很快掌握模式识别技术。所有算法都用 Matlab 编程实现, 便于读者学习和应用。

本书的内容基本涵盖了目前群体智能的重要理论和方法, 但不是简单地将各种理论方法堆砌起来, 而是将作者自身的研究成果和实践经验传授给读者。在介绍各种理论和方法时, 将不同的算法应用于实际中, 书中含有需要应用群体智能技术解决的问题, 有理论的讲解和推理, 有将理论转化为编程的步骤, 有计算机能够运行的仿生源代码, 有计算机运行模式识别算法程序后的效果, 有不同算法应用于同一个问题的效果对比。使读者不至于面对如此丰富的理论和方法无所适从, 而是有所学就会有所用。

本书由杨淑莹、张桦著。参加本书编写的还有邓飞、冯帆、王博凯、王光彪、范凯波、贾紫娟、牛廷伟、王丽贤、陶冲、刘婷婷、刘旭鹏, 他们在作者指导下的研究工作中付出了辛勤的劳动, 取得了有益的研究成果, 正是在他们的努力下本书才得以顺利完成, 作者表示衷心的感谢。同时感谢天津理工大学出版基金的资助。由于作者业务水平和实践经验有限, 书中缺点与错误在所难免, 欢迎读者予以指正。

作者将不辜负广大读者的期望, 努力工作, 不断充实新的内容。为方便广大读者, 提供技术支持电子邮箱: [ysying1262@126.com](mailto:ysying1262@126.com)。读者可通过该邮箱及时与作者取得联系, 获得技术支持。

著 者

## 反侵权盗版声明

电子工业出版社依法对本作品享有专有出版权。任何未经权利人书面许可，复制、销售或通过信息网络传播本作品的行为；歪曲、篡改、剽窃本作品的行为，均违反《中华人民共和国著作权法》，其行为人应承担相应的民事责任和行政责任，构成犯罪的，将被依法追究刑事责任。

为了维护市场秩序，保护权利人的合法权益，我社将依法查处和打击侵权盗版的单位和个人。欢迎社会各界人士积极举报侵权盗版行为，本社将奖励举报有功人员，并保证举报人的信息不被泄露。

举报电话：(010) 88254396；(010) 88258888

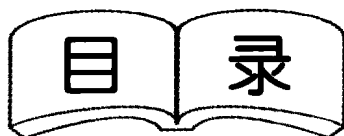
传 真：(010) 88254397

E-mail: dbqq@phei.com.cn

通信地址：北京市海淀区万寿路173信箱

电子工业出版社总编办公室

邮 编：100036



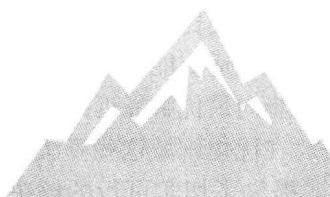
|                                 |     |
|---------------------------------|-----|
| 第1章 绪论 .....                    | 1   |
| 第2章 进化计算 .....                  | 13  |
| 2.1 进化计算概述 .....                | 13  |
| 2.2 遗传算法仿生计算 .....              | 16  |
| 2.2.1 遗传算法 .....                | 16  |
| 2.2.2 遗传算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....   | 22  |
| 2.3 进化规划算法仿生计算 .....            | 30  |
| 2.3.1 进化规划算法 .....              | 30  |
| 2.3.2 进化规划算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 32  |
| 2.4 进化策略算法仿生计算 .....            | 41  |
| 2.4.1 进化策略算法 .....              | 41  |
| 2.4.2 进化策略算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 46  |
| 2.5 差分进化计算仿生计算 .....            | 55  |
| 2.5.1 差分进化计算 .....              | 55  |
| 2.5.2 差分进化计算仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 60  |
| 本章小结 .....                      | 69  |
| 习题 .....                        | 70  |
| 第3章 人工免疫算法 .....                | 71  |
| 3.1 人工免疫算法概述 .....              | 71  |
| 3.2 免疫遗传算法仿生计算 .....            | 79  |
| 3.2.1 免疫遗传算法 .....              | 79  |
| 3.2.2 免疫遗传算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 84  |
| 3.3 免疫规划算法仿生计算 .....            | 100 |
| 3.3.1 免疫规划算法 .....              | 100 |
| 3.3.2 免疫规划算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 101 |
| 3.4 免疫策略算法仿生计算 .....            | 107 |
| 3.4.1 免疫策略算法 .....              | 107 |
| 3.4.2 免疫策略算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 108 |
| 3.5 基于动态疫苗提取的免疫遗传算法仿生计算 .....   | 116 |
| 3.5.1 基于动态疫苗提取的免疫遗传算法 .....     | 116 |



|                                        |            |
|----------------------------------------|------------|
| 3.5.2 动态疫苗提取的免疫遗传算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 118        |
| 3.6 免疫克隆选择算法仿生计算 .....                 | 124        |
| 3.6.1 免疫克隆选择算法 .....                   | 124        |
| 3.6.2 免疫克隆选择算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....      | 129        |
| 本章小结 .....                             | 135        |
| 习题 .....                               | 136        |
| <b>第4章 Memetic 算法仿生计算 .....</b>        | <b>137</b> |
| 4.1 Memetic 算法 .....                   | 137        |
| 4.2 Memetic 算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....      | 144        |
| 本章小结 .....                             | 156        |
| 习题 .....                               | 156        |
| <b>第5章 粒子群算法仿生计算 .....</b>             | <b>157</b> |
| 5.1 粒子群算法 .....                        | 157        |
| 5.2 粒子群算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....           | 161        |
| 本章小结 .....                             | 166        |
| 习题 .....                               | 166        |
| <b>第6章 混合蛙跳算法仿生计算 .....</b>            | <b>167</b> |
| 6.1 混合蛙跳算法 .....                       | 167        |
| 6.2 混合蛙跳算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....          | 171        |
| 本章小结 .....                             | 179        |
| 习题 .....                               | 179        |
| <b>第7章 猫群算法仿生计算 .....</b>              | <b>180</b> |
| 7.1 猫群算法 .....                         | 180        |
| 7.2 猫群算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....            | 185        |
| 本章小结 .....                             | 194        |
| 习题 .....                               | 194        |
| <b>第8章 细菌觅食算法仿生计算 .....</b>            | <b>195</b> |
| 8.1 细菌觅食算法 .....                       | 195        |
| 8.2 细菌觅食算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....          | 200        |
| 本章小结 .....                             | 207        |
| 习题 .....                               | 207        |
| <b>第9章 人工鱼群算法仿生计算 .....</b>            | <b>208</b> |
| 9.1 人工鱼群算法 .....                       | 208        |
| 9.2 人工鱼群算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....          | 213        |
| 本章小结 .....                             | 223        |
| 习题 .....                               | 224        |



|                                |     |
|--------------------------------|-----|
| 第 10 章 蚁群算法仿生计算 .....          | 225 |
| 10.1 蚁群算法 .....                | 225 |
| 10.2 蚁群算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....   | 229 |
| 本章小结 .....                     | 235 |
| 习题 .....                       | 235 |
| 第 11 章 蜂群算法仿生计算 .....          | 236 |
| 11.1 蜂群算法 .....                | 236 |
| 11.2 蜂群算法仿生计算在聚类分析中的应用 .....   | 243 |
| 本章小结 .....                     | 252 |
| 习题 .....                       | 252 |
| 第 12 章 量子遗传算法仿生计算 .....        | 253 |
| 12.1 量子计算 .....                | 253 |
| 12.2 量子进化算法 .....              | 261 |
| 12.3 量子遗传算法仿生计算 .....          | 261 |
| 12.4 量子遗传算法仿生计算在聚类分析中的应用 ..... | 267 |
| 本章小结 .....                     | 278 |
| 习题 .....                       | 278 |
| 参考文献 .....                     | 279 |



# 第1章 绪 论

## 1. 群体智能优化算法

在现实生活中许多重要问题都涉及从众多方案中选取一个最佳方案,在不改变现有条件的情况下,进一步提高生产效率,这样的问题可以归结为优化问题。随着科学技术的进步和生产经营的发展,优化问题几乎遍布了人类生产和生活的各个方面,成为现代科学的重要理论基础和不可缺少的方法,被广泛地应用到各个领域,发挥着越来越重要的作用,对优化问题的研究具有十分重要的意义。

长期以来,人们不断地探讨和研究优化方法,希望找到高效且系统的寻优方案,早在17世纪的欧洲就有人提出了求解最大值最小值的问题,并给出了一些求解法则,但是没有形成系统的理论。传统的优化算法,如线性规划、非线性规划、整数规划和动态规划等算法,这些算法复杂度较大,一般只适用于求解小规模问题,往往不适合在实际工程中应用。随着生物技术的不断发展,人们尝试着从生物学角度出发,解决一些复杂的优化问题。20世纪50年代中期人们摆脱了一些经典数学规划方法的束缚,从生物进化的激励中受到启发,创立了仿生学,提出采用模拟人、自然及其他生物种群的结构特点、进化规律、思维结构、觅食过程的行为方式,按照自然机理方式,直观构造计算模型,解决优化问题。

随着对生物学的深入研究,人们逐渐发现自然界中个体的行为简单、能力非常有限,但当它们一起协同工作时,表现出并不是简单的个体能力的叠加,而是非常复杂的行为特征。例如,蜂群能够协同工作,完成诸如采蜜、御敌等任务;在个体能力有限的蚂蚁组成蚁群时,能够完成觅食、筑巢等复杂行为;鸟群在没有集中控制的情况下能够很好地协同飞行。1999年, Bonabeau, Dorigo 和 Theraulaz 在《Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems》中对群体智能进行了详细的论述和分析,给出了群体智能的一种不严格定义:任何一种由昆虫群体或其他动物社会行为机制而激发设计出的算法,或分布式解决问题的策略,均属于群体智能。在后来的研究中,群体智能中的群被详细阐述为“一组相互之间可以进行直接或间接通信的主体”。群体智能则是指“无智能或简单智能的主体通过任何形式的聚集协作而表现出智能行为的特性”,它是一组简单的智能体集体智能的涌现。群体智能优化算法在没有集中控制并且不提供全局模型的前提下,利用群体的优势,分布搜索,这种方法一般能够比传统的优化方法更快地发现复杂优化问题的最优解,为寻找复杂问题的最佳方案提供了新的思路和新方法。

一直以来,人类从大自然中不断得到启迪,通过发现自然界中的一些规律,或模仿其他生物的行为模式,从而获得灵感解决各种问题。仿生智能优化算法大多以模仿自然界中不同生物种群的群体体现出来的社会分工和协同合作机制为目标,而非生物的个体行为,属于群



体智能的范畴，因而也被广泛称为群体智能优化算法。群体智能优化算法的基本思想是用分布搜索优化空间中的点来模拟自然界中的个体，用个体的进化或觅食过程类比为随机搜索最优解的过程，用求解问题的目标函数度量个体对于环境的适应能力，根据适应能力采取优胜劣汰的选择机制类比为用好的可行解代替差的可行解，将整个群体逐步向最优解靠近的过程类比为迭代的随机搜索过程。以下为几种常用的群体智能优化算法，在优化领域这些算法称为仿生智能优化算法，它们为采用传统的优化算法难以处理的问题提供了切实可行的解决方案。

### (1) 进化算法 (Evolutionary Algorithm, EA)

进化算法是通过模拟自然界中生物基因遗传、种群进化的过程和机制，而产生的一种群体导向随机搜索技术和方法。它的基本思想来源于达尔文的生物进化学说，即认为生物进化的主要原因是基因的遗传与突变，以及“优胜劣汰、适者生存”的生存竞争机制。进化算法基于其发展历史，有 4 个重要的分支：遗传算法 (Genetic Algorithms, GA)，进化规划 (Evolution Programming, EP)，进化策略 (Evolution Strategy, ES) 和差分进化 (Differential Evolution, DE)。进化算法在搜索过程中能够自动获取和积累有关搜索空间的知识，并能利用问题固有的知识来缩小搜索空间，自适应地控制搜索过程，动态有效地降低问题的复杂度，从而求得原问题的真正最优解或满意解。进化算法具有适于高度并行及自组织、自适应、自学习和“复杂无关性”等特征，因而有效地克服了传统方法在解决复杂问题时的障碍和困难。另外，由于进化算法效率高、易于操作、简单通用，广泛应用于各种不同的领域中。

### (2) 人工免疫算法 (Artificial Immune Algorithm, AIA)

在人工智能不断向生物智能学习的过程中，人们逐渐意识到生物免疫能力的重要性，并对其进行了一定的研究。人工免疫算法是受生物免疫系统启发，在原有进化算法理论框架的基础上引入免疫机制，模仿自然免疫系统功能而形成的一个新的进化理论。生物免疫系统是通过从不同种类的抗体中构造一个自己—非己的非线性自适应网络系统，在处理动态变化的环境中发挥作用，是一个分布式的自适应动态平衡系统，具有学习、记忆和识别的功能。人工免疫算法充分利用优秀抗体或免疫疫苗含有解决问题的关键信息，把群体的进化建立在适应度较高的可行解基础上，变盲目地产生子代个体为有指导地产生子代个体，一旦某些抗体达到一定的亲和力，人工免疫算法会启动记忆功能和克隆功能，通过免疫细胞的分裂和进化作用，产生大量的抗体来抵御各种抗原，产生多样性，当有新的抗原入侵或某些抗体大量复制而破坏免疫平衡时，通过免疫系统的调节，抑制浓度过高或相近抗体的再生能力，并实施精细进化达到重新平衡，具有自我调节能力。抗体的多样性与进化算法在解决实际问题时产生的可行解多样性是相对应的，可保证算法具有全局搜索能力，避免未成熟收敛到局部最优。利用抗体的自我调节能力可动态调节进化算法求解实际问题时的局部搜索能力。免疫记忆功能促使进化算法做到最优个体适应度一直处于最优状态，不会出现退化的现象，从而逐渐收敛到实际问题的最优解。

### (3) Memetic 算法 (Memetic Algorithm, MA)

Memetic 算法是一种结合遗传算法和局部搜索策略的新型智能算法，因此很多人又将 Memetic 算法称为混合遗传算法、遗传局部优化等。1976 年，英国科学家 Dawkins 在《The Selfish Gene》中首次提出了模因 (Meme) 的概念。它是仿照基因 (Gene) 一词的拼写，代

表的是一个文化传播或模拟单位,是人们交流传播的信息单元。Memetic 算法提出的是一种框架,通过与局部优化策略的结合,局部调整进化后产生的新个体,强化了算法的局部搜索能力。采用不同的搜索策略可以构成不同的 Memetic 算法,如全局搜索可以采用遗传算法、进化规划、进化策略等,局部搜索策略可以采用模拟退火、爬山算法、禁忌搜索等。对于不同的问题,可以灵活地构建适合该问题的 Memetic 算法。Memetic 算法采用的这种全局搜索和局部搜索相结合的机制使得其搜索效率在某些问题领域比传统的遗传算法快几个数量级,显示出了较高的寻优效率,并被尝试应用于求解各种经典的优化问题及各类工程优化问题。

#### (4) 粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)

粒子群算法是一种有效的全局寻优算法,最早由美国的 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出,设想模拟鸟群觅食的过程,后来从这种模型中得到启示,并将粒子群算法用于解决优化问题。粒子群算法是基于群体智能理论的优化算法,通过群体中粒子间的合作与竞争,实现复杂空间中最优解的搜索,具有进化计算和群智能的特点。与传统的进化算法相比,粒子群算法保留了基于种群的全局搜索策略,但其采用速度—位移模型,操作简单,避免了复杂的遗传操作,具有记忆全局最优解和个体自身所经历的最优解功能,能够动态跟踪当前的搜索情况,调整搜索策略。由于每代种群中的个体具有“自我”学习和向“他人”学习的双重提高的优点,从而能在较少的迭代次数内找到最优解。粒子群算法目前已广泛应用于函数优化、数据挖掘、神经网络训练等应用领域。

#### (5) 混合蛙跳算法 (Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA)

混合蛙跳算法通过模拟现实自然环境中青蛙群体在觅食过程中所体现出的协同合作和信息交互行为,来完成对问题的求解过程,是一种全新的启发式群体智能进化算法。现实生活中的一群青蛙生活在池塘中,整个蛙群被分为不同的子群体,并且分布着许多的石头,每只青蛙都具有自己对食物源远近的判断能力,并且为了靠近目标而努力。通过在不同的石头间跳跃去寻找食物较多的地方,提高自己寻找食物的能力,而青蛙个体之间通过思想的交流与共享实现信息的交互。混合蛙跳算法采用模因分组算法,模拟青蛙的聚群行为,通过分群与重组实现青蛙的跳跃,采用类似于粒子群算法中的速度—位移模型,实现个体之间的信息共享和交流机制,进行启发式搜索,从而找到最优解。该算法具有高效的并行计算性能和优良的全局搜索能力,由 Eusuff 和 Lansey 在 2003 年首次提出,并用来成功解决管道网络扩充中的管道尺寸最小化问题。关于蛙跳算法的研究目前还比较少,近年来国内外一些学者提出将混合蛙跳算法用于多进程控制的优化调整、全局优化、旅行商问题、连续优化问题和模糊控制器设计等。

#### (6) 猫群算法 (Cat Swarm Optimization, CSO)

猫群算法是模拟在日常生活中猫的行为动作而产生的一种群体智能算法,由台湾人 Shu-Chuan Chu 最早提出。日常生活中,猫总是非常懒散地躺在某处不动,经常花费大量的时间处在一种休息、张望的状态。即使在这种情况下,它们也保持高度的警惕性,它们对于活动的目标具有强烈的好奇心,一旦发现目标便进行跟踪,并且能够迅速地捕获到猎物。猫群算法将猫的行为分为两种模式,一种是搜寻模式,此时猫处于懒散、环顾四周的搜索状态;另一种是跟踪模式,此时的猫向着全局最优解逼近,类似于粒子群算法,利用全局最优解的位置来优化当前的位置。为了更好地模仿现实世界中猫的行为,处于跟踪状态的猫的数量少于处于搜索模式的猫的数量,之后采用类似于混合蛙跳算法进行重新分组。



### (7) 细菌觅食算法 (Bacterial Foraging Optimization, BFO)

细菌觅食算法是 K. M. Passino 于 2002 年提出的一种新型仿生类群体智能算法, 该算法模仿大肠杆菌在人体肠道内搜寻食物的行为过程中表现出来的群体竞争协作机制。在寻找可能存在的食物源区域, 通过先验知识判断是否进入该区域; 一旦进入觅食区域, 在消耗掉一定量的食物后, 或者觅食区域环境变得恶劣, 造成不适合生存的条件出现后, 细菌死亡, 或者迁移到另一个适合的觅食区域。细菌觅食算法依靠自身特有的趋化、复制、迁徙三种行为, 进行细菌个体位置的更新和群体最优位置的搜索, 进而实现种群的进化。该算法具有群体智能算法并行搜索、易跳出局部极小值等优点, 被广泛应用于电气工程与控制、滤波器控制、人工神经网络训练及各种群智能识别等方面, 已成为生物启发式计算研究领域的又一热点。

### (8) 人工鱼群算法 (Artificial Fish School Algorithm, AFSA)

人工鱼群算法是浙江大学的李晓磊博士于 2002 年基于现实环境中的鱼群觅食行为首次提出的一种新型的仿生类群体智能全局寻优算法。人工鱼群算法主要模拟鱼群在觅食过程中表现出来的觅食、聚群和追尾三种行为基础, 从构造单条鱼的底层行为做起, 通过鱼群中各个个体的局部寻优、个体之间的协作使群体达到最优选择的目的, 从而达到群体全局寻优的目的。算法实现的重点是人工鱼模型的建立和个体人工鱼行为的描述和实现, 采用了自下而上的设计思想, 开发人工鱼群的觅食、聚群和追尾三种算子, 构造个体的底层行为。每条人工鱼个体选择执行一种行为算子, 探索它当前所处的环境, 通过不断调整自己的位置, 最终集结在食物密度较大的区域周围, 即取得全局极值。人工鱼群算法具有良好的求取全局极值的能力, 并具有对初值参数选择不敏感、鲁棒性强、简单易实现等优点。目前, 人工鱼群算法已经在神经网络、模式识别、参数估计辨识方法等诸多方面得到了应用, 并与其他算法相结合, 在解决组合优化问题上得到了社会广泛的认可。

### (9) 蚁群算法 (Ant Colony Algorithm, ACA)

蚁群算法受到自然界中真实蚂蚁群集体在觅食过程中行为的启发, 利用真实蚁群通过个体间的信息传递、搜索从蚁穴到食物间的最短路径的集体寻优特征, 来解决一些离散系统优化中的困难问题。该算法源于意大利学者 M. Dorigo 等人于 1991 年首先提出的一种基于种群寻优的启发式搜索算法。经过观察发现, 蚂蚁在寻找食物的过程中, 会在它们所经过的路径上留下一种被称为信息素的化学物质, 信息素能够沉积在路径上, 并且随着时间逐步挥发。在蚂蚁的觅食过程中, 同一蚁群中的其他蚂蚁能够感知到这种物质的存在及其强度, 后续的蚂蚁会根据信息素浓度的高低来选择自己的行动方向, 蚂蚁总会倾向于向信息素浓度高的方向行进, 而蚂蚁在行进过程中留下的信息素又会对原有的信息素浓度进行加强, 因此, 经过蚂蚁越多的路径上信息素浓度就会越强, 而后续的蚂蚁选择该路径的可能性也就越大。通常在单位时间内, 越短的路径会被越多的蚂蚁所访问, 该路径上信息素的强度也越来越强, 因此, 后续的蚂蚁选择该短路径的概率也就越大。经过一段时间的搜索后, 所有的蚂蚁都将选择这条最短的路径。也就是说, 当蚁巢与食物之间存在多条路径时, 整个蚁群能够通过搜索每只个体蚂蚁留下的信息素痕迹, 寻找到蚁巢和食物之间的最短路径。目前, 该算法已被用于求解 NP 难度的旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, TSP) 的最优解答, 以及指派问题和调度问题等, 取得了较好的实验结果。虽然研究时间不长, 但是目前的研究表明蚁群算法在求解复杂优化问题, 特别是离散优化问题时有一定的优势, 蚁群算法是一种很有发展前

景的优化算法。

#### (10) 人工蜂群算法 (Artificial Bee Colony Algorithm, ABCA)

蜜蜂是一种群居昆虫, 单个蜜蜂的行为极其简单, 但是由单个简单的个体组成的群体却表现出极其复杂的行为。现实生活中的蜜蜂能够在任何环境下, 以极高的效率获得食物; 同时它们能够适应环境的改变。在蜂群算法中, 蜜源的位置代表了所求优化问题的可行解, 蜜源的丰富程度表示可行解的质量。将当前蜜源的位置看做引领蜂找到的蜜源, 在舞蹈区将蜜源的信息与跟随蜂共享, 根据贪婪原则, 吸引不同数量的跟随蜂。跟随蜂对蜜源邻域搜索, 若没有找到更好的解, 此时引领蜂变成侦察蜂, 并且由侦察蜂随机在解空间中产生一个新的蜜源来代替原来的蜜源。Seeley 于 1995 年最先提出了蜂群的自组织模拟模型, 在该模型中, 蜜蜂以“摆尾舞”、气味等多种方式在群体中进行信息的交流, 使得整个群体可以完成诸如喂养、采蜜、筑巢等多种工作。Karaboga 于 2005 年将蜂群算法成功地应用于函数的数值优化问题。Basturk 等人在 2006 年又进一步将人工蜂群算法理论应用到限制性数值优化问题上, 并且取得了比较好的测试结果。

### 2. 群体智能优化算法的分类

目前已经开发的群体智能优化算法有进化计算、人工免疫算法、粒子群算法、蚁群算法、蛙跳算法、人工鱼群算法、猫群算法、蜂群算法、细菌觅食算法、Memetic 算法、量子进化计算等。这些算法依据对生物模仿着眼点的不同, 可分为两类: 仿生过程算法和仿生行为算法。

#### (1) 仿生过程算法

仿生过程算法是以模仿生物种群进化发展的过程而形成的一类仿生智能算法。

模仿生物进化过程的基本流程是:

种群初始化 (随机分布个体) → 交叉、重组、变异 (更新个体) → 适应度计算 (评价个体) → 选择 (群体更新)。

生物种群通过每一代之间的遗传物质传递, 构成生物进化的基础, 保持优良基因和性状的稳定性; 通过基因的突变, 维持种群的多样性, 通过优胜劣汰的选择竞争机制确保种群的进化向最优解移动。这种进化机制体现了随机搜索最优解的一般过程。

仿生过程算法以遗传算法为基础, 在此基础上发展了进化规划算法、进化策略及差分进化算法, 从而形成了进化计算的体系。在进化算法理论框架的基础上引入了生物免疫机制, 仿造生物免疫系统在进化过程中形成的能够保护自身免受异物侵袭, 维持机体环境平衡所具有的能力, 而形成一个新的人工免疫算法。微观世界的微观粒子具有波粒二象性、叠加性、纠缠性等量子相干特性, 将微观粒子的量子态特性引入进化计算理论框架中, 形成一种崭新的量子进化算法。

#### (2) 仿生行为算法

仿生行为算法着眼于自然界中不同生物在漫长的进化中逐渐形成的特有的社会行为模式和协同合作机制, 是仿生算法中最主要也是最庞大的一类。在现有的仿生行为算法中, 大多是学者们模仿不同生物种群在觅食过程中呈现的行为模式, 而开发的新算法。本书中所介绍算法大多属于这一类, 如粒子群算法、人工鱼群算法、混合蛙跳算法、蜂群算法、猫群算法、蚁群算法、细菌觅食算法。这些算法的共同特点是, 种群内部的个体通过各自特有的行



为模式和协作机制,指导个体的位置移动,从而趋向食物源附近觅食,即找到优化问题的最优解。而这些算法各自的特色在于不同的搜索方式,例如:粒子群算法模仿自然界中鸟群的觅食方式,依据速度—位移公式,实现搜索位置的更新;人工鱼群算法中每条鱼都尝试三种搜索机制,即觅食行为、追尾行为、聚群行为,实现位置更新;蜂群算法通过蜜蜂职能的划分(引领蜂、跟随蜂、侦察蜂),实现不同的位置更新方式。它们依靠群体的随机分布搜索机制完成对解空间的全局搜索,个体受到全局最优解或局部最优解的吸引而产生位移,完成局部搜索。

这两类算法普遍具有较强的搜索能力,可比传统的优化方法更快地发现复杂优化问题的最优解,同时能够较好地跳出局部最优解,因此在优化问题的求解和其他领域得到了广泛的应用。

### 3. 群体智能优化算法的仿生计算机制

群体智能优化算法的仿生计算一般由初始化种群、个体更新和群体更新三个过程完成。下面分别介绍这三个过程的仿生计算机制。

#### 1) 初始化种群

在任何一种群体智能算法中,都包含种群的初始化。种群的初始化是对所求优化问题的解空间进行分布操作,产生若干个个体,人为地认为这些群体中的每一个个体为所求问题的解。因此,一般需要对所求问题的解空间进行编码操作,将具体的实际问题以某种解的形式给出,便于对问题的描述和求解。对于初始化种群的产生通常有两种方式:一种是完全随机产生的方法,另一种是结合先验知识产生初始种群。在没有任何先验知识的情况下往往采用第一种方式,而第二种方式可以使得算法较快地收敛到最优解。种群的初始化主要包括问题解形式的确定、算法参数的选取、评估函数的确定等。

#### (1) 问题解形式的确定

对于任何一类优化问题,在应用群体智能算法求解之前都需要对问题的解空间进行编码操作,将具体问题以一定的形式给出。不同的群体智能算法所对应的问题解的形式有所不同,在传统进化计算算法中,问题的解通常是以染色体的形式给出;粒子群算法中,问题的解是用粒子所经历的位置来表示;而在蜂群算法中,往往是通过蜜源来代表所求优化问题的可行解。对于各种解形式的编码方式一般有二进制编码、十进制编码、浮点数编码等,根据具体问题选择合适的编码方式可以加快算法的收敛速度。

#### (2) 算法参数的选取

合理选取算法的参数对于算法的求解有着重要的作用,好的参数值能够提高算法的准确性。在群体智能算法中,有关算法参数的选取,最为关键的就是种群的规模和算法终止条件中关于最大迭代次数的确定。对于种群的规模也需要根据具体问题来确定,规模过大,将会增加算法的时间复杂度,降低算法的效率;规模过小,又不容易使算法找到最优解,很容易使算法出现“早熟”现象。对于算法的最大迭代次数,需要根据多次实验来指导确定,合理地选取最大迭代次数才可使算法收敛到全局最优解,并且提高执行效率。

不同的群体智能算法对应不同的控制参数。在传统进化计算算法中主要的控制参数还有交叉概率、变异概率,交叉概率用来控制两个个体之间信息的交互能力,变异概率用来控制产生新个体的能力,两种操作都增加了了解的多样性。在传统遗传算法中,适应度值高的个体

在一代中被选择的概率高,相应的浓度高;适应度值低的个体在一代中被选择的概率低,相应的浓度低,没有自我调节功能。而在免疫遗传算法中,除了抗体的适应度,还引入了免疫平衡算子,参与到抗体的选择中。免疫平衡算子对浓度高的抗体进行抑制,反之,对浓度较低的抗体进行促进。根据抗体的适应度和浓度确定选择概率,它们的比例系数决定了适应度与浓度的作用大小。

粒子群算法中的主要参数为惯性权重、速度调节参数,惯性权重使得粒子保持运动惯性,速度调节参数表示粒子向自身最优和全局最优位置的加速项权重。在蚁群算法中,以前蚂蚁所留下的信息将会逐渐消失,比较重要的参数有信息素挥发系数,它直接影响算法的全局搜索能力及收敛速度。

猫群算法中的主要参数有分组率、记忆池大小、个体上每个基因的改变范围,由于自然界中的猫总是非常懒散,经常花费大量的时间处在一种休息、张望的状态,称之为搜寻模式,一旦发现目标便进行跟踪,并且能够迅速地捕获到猎物,称之为跟踪模式,分组率控制了仿照真实世界中猫的行为模式。在蜂群算法中,为了保证蜜源的质量,将对蜜源的开采次数进行限制,开采次数过少不利于进行深入的局部搜索,开采次数过多容易造成蜜源枯竭,不利于跳出局部最优解。混合蛙跳算法采用模因分组算法模拟青蛙的聚群行为,模因组参数控制青蛙群体分成若干个小群体的数量。人工鱼群算法中的参数包含尝试次数、感知范围、步长、拥挤度因子、人工鱼群数目等。细菌觅食算法中,趋化、繁殖、迁徙三种算子决定了算法的性能。相比其他算法,细菌觅食算法需要调节的参数较多,包括种群大小、前进步长、最大前进次数、趋化算子次数、繁殖算子次数、迁徙算子次数、迁徙概率,细菌觅食算法的优化能力和收敛速度与这些参数值的选择紧密相关。

在群体智能算法中,这些参数的选取都是在算法开始执行之前设定的,对于算法的性能和效率有很大的影响,如果参数选取不当,会使得算法的适应性变差甚至影响算法的整体性能。如变异概率,如果取值太小就没有个体的更新机会,不容易产生新解;如果取值太大,容易造成个体发散。实践证明,没有绝对的最优参数,针对不同的问题只有通过反复试验,才能选取较合适的参数,获得更好的收敛性能。

### (3) 评估函数的确定

在所有的群体智能算法中,对于所求得的问题的解,都需要进行评价,可以帮助群体在迭代过程中选择出优良个体并且及早地剔除较差个体,搜索出问题的最优解。在群体智能算法中,一般用适应度来评价个体(即问题的解)的好坏。对于适应度函数的确定,需要根据不同的问题进行设定。例如,在解决函数优化问题中,一般将目标函数直接作为适应度函数,通过求得它的值作为个体评价的标准;在手写数字识别问题中,用待识别数字与模板数字特征距离的倒数作为评估函数,此值越小说明特征越接近,其评价函数也就越高。

合理地选取评估函数对于算法的求解有着重要的作用,好的评估函数不但提高了评价的准确性,而且还会降低算法的时间复杂度,提高算法的执行效率。

### 2) 个体更新

个体的更新是群体智能算法中的关键一步,是群体质量提高的驱动力。在自然界中,个体的能力非常有限,行为也比较简单,但是当多个简单的个体组合成一个群体之后,将会有非常强大的功能,能够完成许多复杂的工作。如蚁群能够完成筑巢、觅食,蜂群能高效地完成采蜜、喂养、保卫,鱼群能够快速寻找食物、躲避攻击等。



群体智能算法中,采用简单的编码技术来表示一个个体所具有的复杂结构,在寻优搜索过程中,对一群用编码表示的个体进行简单的操作,本书将这些操作称为“算子”,对不同的群体智能算法仿生构造了不同的算子,个体依靠这些算子实现更新。如进化算法中的交叉算子(Crossover)、重组算子(Recombination)或变异算子(Mutation),具有繁殖子代(OffSprings)的功能,选择算子(Selection)具有挑选后代的功能;蚁群算法中的蚂蚁移动算子具有产生新个体的功能,信息素更新算子具有信息素强度更新的功能。

个体更新的方式主要分为两种:一种是依靠自身的能力在解空间中寻找新的解;另一种是受到其他解(如当前群体中的最优解或邻域最优解)的影响更新自身。

### (1) 依靠自身的能力进行局部搜寻

这类算法主要有传统进化计算算法、Memetic 算法、猫群算法中的搜寻模式、蜂群算法中跟随蜂和侦察蜂的位置更新、细菌觅食算法、人工鱼群算法等。对于不同的算法,依靠自身的能力进行更新的方式又有所不同,下面介绍相关算法中个体更新的机制。

在传统的进化计算算法中,个体的位置更新主要有交叉、变异操作,交叉是模仿生物界的繁殖过程,对于完成选择操作的配对染色体以一定的概率通过某种方式互换部分基因,变异则是通过一定的概率改变个体的基因来产生新的个体。

Memetic 算法的个体更新方式与传统进化计算算法稍有不同,即在完成遗传操作后,需要对群体中的所有个体进行局部搜索,使得解的质量进一步提高。局部搜索的策略有很多,如爬山法、模拟退火法、禁忌搜索算法等,具体问题应选取合适的搜索策略以提高自身解的质量。

在猫群算法中,当猫处于搜寻模式时,是通过对自身位置进行复制,对复制出来的每一个副本进行类似于进化计算算法的变异操作,之后进行适应度计算,选取最好的解来代替当前解。

蜂群算法中跟随蜂的位置更新是在引领蜂位置基础上加一个随机扰动实现的,而当蜜源枯竭时,即当前位置附近没有比引领蜂所在位置有更好的蜜源,则引领蜂更换角色,变为侦察蜂,侦察蜂随机地在解空间中产生一个新的解。

细菌觅食算法中的迁徙算子,满足迁徙概率的细菌执行迁徙操作,在整个解空间中随机地产生一个新解。

在人工鱼群算法中,当每条鱼尝试聚群算子和追尾算子后,若其适应度没有得到改善,则执行觅食算子,然而在尝试一定次数的觅食算子后,其适应度还是没有得到改善,此时人工鱼将在解空间中随机地游到一个新的位置,作为一个新解。

我们看到,如果仅仅是在原有解的基础上进行变异操作或加上一个随机扰动或做搜索操作,属于在原有解的附近做局部寻优,这种方式带来的个体位置更新范围不大;若直接将任意一个解赋给该个体,则具有较强的随机性,一定程度上增加了对于解空间的搜索范围,有利于求得全局最优解,但这也往往造成了一种盲目搜索。因此,在实际的问题求解中,要权衡这两者之间的矛盾,以便于更好地搜寻到全局最优解。

### (2) 受到其他解的影响来更新自身

这类算法主要有免疫算法、猫群算法中的跟踪模式、粒子群算法、混合蛙跳算法、蚁群算法、蜂群算法中引领蜂的更新。

免疫算法中,个体的更新过程是通过将上一代个体的优秀基因作为疫苗直接注射到下一