



人工免疫算法理论及应用

RENGONG MIANYI SUANFA LILUN JI YINGYONG

马佳石刚著



东北大学出版社
Northeastern University Press

人工免疫算法理论及应用

马 佳 石 刚 著

东北大学出版社

· 沈 阳 ·

© 马 佳 石 刚 2014

图书在版编目 (CIP) 数据

人工免疫算法理论及应用 / 马佳, 石刚著. —沈阳: 东北大学出版社, 2014. 3
ISBN 978 - 7 - 5517 - 0560 - 8

I. ①人… II. ①马… ②石… III. 免疫学—应用—人工智能 IV. ①TP18

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2014) 第 054411 号

出 版 者: 东北大学出版社

地址: 沈阳市和平区文化路 3 号巷 11 号

邮编: 110004

电话: 024 - 83687331(市场部) 83680267(社务室)

传真: 024 - 83680180(市场部) 83680265(社务室)

E-mail: neuph@neupress.com

http: //www. neupress. com

印 刷 者: 沈阳市第二市政建设工程公司印刷厂

发 行 者: 东北大学出版社

幅面尺寸: 170mm × 228mm

印 张: 11. 5

字 数: 212 千字

出版时间: 2014 年 3 月第 1 版

印刷时间: 2014 年 3 月第 1 次印刷

责任编辑: 孙德海 牛连功

责任校对: 叶 子

封面设计: 刘江旸

责任出版: 唐敏志

ISBN 978 - 7 - 5517 - 0560 - 8

定 价: 25. 00 元

前

言

随着生产社会化的不断深入，生产规模及物资流通量越来越大，复杂性也越来越高，优化调度问题已经渗透到科研及工程应用的各个领域。人工智能技术的飞速发展为解决优化调度问题提供了有力的理论基础保障。因此，在该领域的研究具有重要的理论意义和实用价值。传统优化调度方法存在着种种不足，已经不能很好地适应大规模复杂问题。近年来，多学科交叉研究为解决此类问题提供了新的思路。其中以模仿生物免疫机理为理论基础的人工免疫优化算法在各领域的研究与应用中表现出优异的性能，已成为人工智能领域一个新的研究热点。

本书在深入分析人工免疫算法原理与特点的基础上，总结其不足之处，综合运用多种免疫学和遗传学思想，从多种角度对算法进行改进，并将改进算法应用于几种典型的优化调度问题。全书共8章，第1章是绪论，第2章是对生物免疫系统与人工免疫系统理论的介绍，第3章是对人工免疫算法的基本原理与改进算法的归纳和总结，第4~7章主要是对改进算法在几种优化问题中的应用研究，第8章是结论与展望。全书第1, 3, 4, 5, 6, 7章由马佳撰写，第2, 8章由石刚撰写。全书最后由马佳统稿并校稿。

本书是中国科学院沈阳自动化研究所博士后科研基金项目的资助科研成果，在笔者博士后出站论文的基础上修改而成，是对博士后在站期间研究成果的归纳和总结。同时，本书的工作也得到了国家自然科学基金（项目编号：61203368）、教育部人文社科基金（项目编号：

11YJA630165)、博士启动基金(项目编号:09YB18)的资助。上述基金项目的支持为作者创造了宽松的学术氛围和科研环境,在此谨向相关部门表示深深的感谢。

书中有关内容引用、参考了国内外研究文献,在此向所有被引用文献的作者表示感谢。感谢中国科学院王天然院士、中国科学院沈阳自动化研究所朱云龙研究员给予的指导和帮助。

感谢父母、家人对我工作的理解和支持。

人工免疫算法是近几年来研究的热点,在原理、应用及实现上还未达到成熟阶段,加之本书作者理论功底及水平有限,不足之处在所难免,恳请读者批评指正。

著 者

2013年12月

目

录

第1章	绪论	1
1.1	引言	1
1.2	优化问题	3
1.3	智能优化算法	4
1.3.1	进化算法	5
1.3.2	群智能算法	7
1.3.3	其他优化算法	8
1.4	人工免疫系统研究	10
1.4.1	人工免疫系统的兴起	10
1.4.2	人工免疫系统的发展历史及研究现状	11
1.4.3	人工免疫算法研究现状	13
1.5	本书的主要内容及组织结构	14
1.5.1	本书的主要内容	14
1.5.2	本书的组织结构	16
第2章	生物免疫系统与人工免疫系统	17
2.1	引言	17
2.2	生物免疫系统	18
2.2.1	免疫学基本概念	18
2.2.2	生物免疫系统的组成	19
2.2.3	免疫系统的主要功能	20
2.2.4	免疫学基本理论	24
2.3	人工免疫系统的特点	26
2.4	人工免疫系统的研究内容和范围	27
2.5	人工免疫系统与其他智能计算方法的比较	28
2.5.1	人工免疫系统与进化计算的比较	29
2.5.2	人工免疫系统与人工神经网络的比较	30

2.5.3	人工免疫系统与群智能算法的比较	30
2.6	小 结	31
第3章	人工免疫算法研究	32
3.1	引 言	32
3.2	一般人工免疫算法	33
3.2.1	人工免疫算法原理	33
3.2.2	人工免疫算法特点	34
3.2.3	人工免疫算法流程	35
3.2.4	人工免疫算子设计	36
3.2.5	人工免疫算法与其他算法的比较	38
3.3	免疫遗传算法	39
3.3.1	遗传算法的原理及存在的问题	39
3.3.2	免疫遗传算法基本原理	40
3.3.3	免疫算子的机理与分析	43
3.3.4	免疫遗传算法基本流程	45
3.3.5	免疫遗传算法的特点	46
3.4	免疫克隆算法	46
3.4.1	克隆选择的原理与应用	47
3.4.2	克隆选择算子的机理与构造	52
3.4.3	免疫克隆算法的流程	53
3.4.4	免疫克隆算法的特点	54
3.5	阴性选择算法	55
3.6	人工免疫网络算法	56
3.7	小 结	57
第4章	人工免疫算法求解 FJSP	59
4.1	引 言	59
4.2	柔性车间调度问题描述	59
4.3	柔性车间调度问题数学模型	61
4.4	人工免疫算法解决 FJSP 的算法实现	62
4.4.1	初始化种群	63
4.4.2	抗体表示方式	64

4.4.3	变异算子	64
4.4.4	感受器编辑	65
4.5	仿真实例与分析	66
4.6	小 结	72
第 5 章	免疫克隆算法求解 CVRP	73
5.1	引 言	73
5.2	物流配送问题描述	73
5.3	物流配送问题数学模型	76
5.3.1	前提假设	76
5.3.2	数学模型	77
5.4	基于克隆选择的免疫克隆算法	78
5.4.1	克隆选择原理	79
5.4.2	克隆选择算子	79
5.4.3	免疫克隆算法实现	82
5.4.4	改进算法特点	85
5.5	免疫克隆算法解决 CVRP 的算法实现	86
5.6	仿真实例与分析	89
5.6.1	中小规模 Benchmark 实例仿真与分析	89
5.6.2	中大规模 Benchmark 实例仿真与分析	91
5.7	小 结	95
第 6 章	多种群、双倍体免疫遗传算法求解 CLSP	96
6.1	引 言	96
6.2	生产批量计划问题描述	96
6.3	生产批量计划问题数学模型	99
6.3.1	前提假设	99
6.3.2	数学模型	99
6.4	基于多种群、双倍体免疫遗传算法	101
6.4.1	多种群免疫遗传算法	101
6.4.2	双倍体免疫遗传算法	105
6.4.3	多种群、双倍体免疫遗传算法实现	109
6.4.4	改进算法特点	109

6.5	MPDIGA 算法解决 SLCLSP 的算法实现	111
6.5.1	抗体编码	111
6.5.2	模型转换	111
6.5.3	评价函数选取	112
6.5.4	算法流程	112
6.6	仿真实例与分析	114
6.6.1	数值算例	114
6.6.2	实际应用算例	117
6.7	小结	120
第7章	自适应免疫遗传算法求解 MFJSP	121
7.1	引言	121
7.2	多目标柔性调度问题描述	122
7.3	多目标柔性调度问题数学模型	123
7.3.1	前提假设	123
7.3.2	数学模型	124
7.3.3	多目标问题转化	125
7.4	基于自适应的免疫遗传算法	126
7.4.1	自适应策略	126
7.4.2	疫苗动态自适应提取策略	129
7.4.3	自适应免疫遗传算法实现	130
7.4.4	改进算法特点	132
7.5	自适应免疫遗传算法解决 MFJSP 的算法实现	133
7.5.1	编码和解码	134
7.5.2	算法流程	135
7.6	仿真实例与分析	136
7.7	小结	139
第8章	结论与展望	140
附录1	CVRP BENCHMARK	143
附录2	FJSP BENCHMARK	147
参考文献		156

第1章 绪论

1.1 引言

近年来, 计算机科学技术正处于多学科相互交叉和渗透的时代, 很多研究课题已经不能单靠一个领域的理论和方法解决, 人们不断把一个领域的研究成果应用于另一个领域。特别是计算机科学技术的迅速发展, 从根本上改变了人类的生产与生活。同时, 随着人类生存空间的扩大以及认识与改造世界范围的拓宽, 人们对科学技术提出了新的和更高的要求, 其中对高效的优化技术和智能计算的要求日益迫切^[1]。

优化是一个古老的问题, 追求最优目标一直是人类的理想, 长期以来, 人们对最优化问题进行不断的探讨和研究。在国民经济各部门和科学技术的各个领域普遍存在着优化问题。最优化问题就是从所有可能的方案中选择出最合理的、达到最优目标的方案, 即最优方案^[2]。自 20 世纪 40 年代以来, 由于生产和科学研究突飞猛进地发展, 优化理论和方法日益受到人们的重视, 特别是计算机日益广泛的应用, 使优化问题的研究不仅成为一种迫切的需要, 而且有了求解的有力工具, 因此优化理论和算法迅速发展起来, 形成了一门新的应用数学分支学科, 并已经渗透到生产、管理、商业、军事、决策等各领域。至今已出现线性规划、整数规划、非线性规划、几何规划、动态规划、随机规划、网络流等许多分支, 优化理论和算法在实际应用中正在发挥着越来越重要的作用。

由于科学技术的不断进步和电子计算机技术的广泛应用, 工业生产的规模不断扩大, 传统的优化算法由于本身存在一些局限性和不足, 已经难以满足这样复杂问题的优化求解要求。20 世纪 80 年代以来, 一些新颖的优化算法先后出现, 如人工神经网络、混沌、遗传算法、进化规划、模拟退火、禁忌搜索、群智能、人工免疫算法以及混合优化策略等。这些算法通过模拟或揭示某些自然现象或过

程而得到发展,其思想和内容涉及数学、物理学、生物进化、人工智能、神经科学和统计学等方面,为解决复杂问题提供了新的方法和手段。这些新型算法往往可以摆脱传统优化算法的局限性,运用启发式的寻优策略探求问题的最优解,目前已经得到大量实际应用并取得了令人满意的结果。随着多学科交叉研究的发展,新型的智能优化算法也不断出现,为优化问题提供了新的解决方案。

很多新型智能算法都是通过对自然界中某些系统和规则的模拟而提出的。自然界中的生物经过长期进化形成了复杂的信息处理系统,包括脑神经系统、遗传系统、免疫系统和内分泌系统等,这些系统具有强大的学习能力、处理能力和适应能力,能够给科学和工程领域提供各种富有成效的技术和方法。其中基于对脑神经系统的模拟提出的人工神经网络(artificial neural network, ANN)和基于对遗传规律的模拟提出的进化计算(evolutionary computing, EC)已经被广泛地应用于各个领域,而由于生物免疫系统的复杂性,对生物免疫系统的模拟并没有得到与神经网络和进化计算等计算领域同等的重视,直到近几年才引起国内外研究学者的兴趣^[1]。

生物免疫系统是生物体赖以生存的基本保障,它是自然进化演变的结果,是一个具有高度并行处理能力的分布式、自适应和自组织的系统,它可保护人体不受外部病原体侵害,它不依靠任何中心控制,具有分布式任务处理能力,具有在局部采取行动的智能,它通过起交流作用的化学信息构成网络,进而形成全局概念。目前,计算机工作者们已从生物免疫系统中获得了一些重要的启示和借鉴,并且将其应用于解决计算机工程应用中的一些用一般方法难以解决的复杂问题。

人工免疫系统(artificial immune system, AIS)是将生物免疫学的相关原理和概念与计算机科学相结合的产物。通过利用生物免疫系统的工作原理,并结合工程实际应用提出的人工免疫算法(artificial immune algorithm, AIA),特别适合于解决具有鲁棒性、自适应性和动态性要求的实际工程应用问题。鉴于人工免疫系统强大的信息处理和求解能力,人工免疫系统已成为继遗传算法和神经网络之后新的研究热点^[2]。

综上所述,从理论和应用两方面来看,开展对人工免疫算法等新型启发式智能优化算法理论及应用的研究,不仅具有重要的学术意义,而且具有广阔的应用空间,将会带来巨大的经济效益和重大的社会效益。

1.2 优化问题

优化是一种以数学为基础,用于求解各种工程问题优化的应用技术^[3]。作为一个重要的科学分支,它一直受到人们的广泛关注,并在诸多工程领域得到迅速推广和应用,如系统控制、人工智能、模式识别、生产调度、VLSI技术和计算机工程等。它的历史可以追溯到古希腊时代的极值问题,诸如等周问题、谷物的堆砌问题等。但是由于缺乏完整的理论和适用的计算工具,一直没有得到很大的发展。到18世纪,牛顿发明了微积分以后,优化方法和理论的研究才取得长足的进展,研究者设计了许多基于梯度的优化方法,例如解决无约束优化问题的牛顿法、解决有约束优化问题的拉格朗日乘数法、柯西提出的最速下降法等^[2,4]。用现在的观点来看,当时设计的方法大多是用来解决局部优化问题的。尽管如此,由于缺乏统一的理论和严密的数学基础,优化还仅仅是众多方法的堆砌。直到19世纪40年代,一方面,生产实践中涌现出许多复杂的优化问题,比如大规模线性规划问题,需要快速而实用的算法;另一方面,泛函分析的逐渐发展,为优化方法奠定了坚实的理论基础。之后计算机开始出现并被用于解决实际问题,使各种优化算法的实现具有更为便捷和快速的工具,这些因素促使优化逐渐发展为一门学科^[2,5]。

解决优化问题的第一步是要建立优化问题的数学模型,一个优化问题的数学模型主要包括目标函数、约束条件和可行域三个组成部分。

目标函数就是评价优化效果的标准,用 $f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示,最优化包括最小化和最大化两类问题。由于函数 f 的最大化等价于 $-f$ 的最小化,所以最小化和最大化问题并没有本质区别。

约束条件是求目标函数极值时对于自变量的某些限制,例如在整数规划中要求变量全部是整数;在某些资源规划问题中,要求作为资源数量的变量全部是正数。此外有些问题中自变量还必须满足物理系统的基本方程和性能方程(比如控制系统的最优设计通常用状态方程或高阶微分、差分方程来描述其物理性质)。通常这些约束条件用等式或不等式来表示。

等式约束:

$$g_i(x) = 0 \quad x \in E^n, i = 1, 2, \dots, m, m < n \quad (1.1)$$

不等式约束:

$$h_j(x) \geq 0 \text{ 或 } \leq 0 \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (1.2)$$

可行域是指目标函数的待优化自变量在约束条件下可行的搜索范围, 用 \mathbf{A} 表示。以等式约束、最小化情况为例, 一个优化问题可以表述如下:

$$\min f(x) \quad (1.3)$$

$$\text{s. t. } g_i(x) = 0 \quad x \in \mathbf{A} \quad (1.4)$$

在实际问题中, 最优化问题又有许多不同的类型。根据决策变量的取值是离散的还是连续的, 可以分为离散最优化和连续最优化。离散最优化通常又称为组合最优化, 如整数规划、资源配置、邮路问题、生产安排等都是离散最优化的典型例子^[4]。离散最优化问题的求解较之连续最优化问题的求解难度更大。按照约束条件出现与否可以分为无约束的优化问题和有约束的优化问题, 而有约束的组合优化问题可以划分为 P 类优化问题和 NP 类优化问题。当数学模型中的目标函数和约束条件均为线性时, 称为线性优化问题; 否则称为非线性优化问题。当然, 优化问题还可以按照其他的划分准则进行分类, 此处不再详细说明。

组合优化问题^[2]通常可描述为: 令 $\Omega = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为所有状态构成的解空间, $c(s_i)$ 为状态 s_i 对应的目标函数值, 要求寻求最优解 s^* , 使得 $\forall s_i \in \Omega, c(s^*) = \min c(s_i)$ 。组合优化往往涉及排序、分类、筛选等问题, 它是运筹学的一个重要分支。

典型的组合优化问题有旅行商问题(traveling salesman problem, TSP)、加工调度问题(scheduling problem, 如 Flow-shop, Job-shop)、0-1 背包问题(knapsack problem)、装箱问题(bin packing problem)、图着色问题(graph coloring problem)、聚类问题(clustering problem)等。这些问题具有很强的工程背景, 数学描述虽然简单, 但最优化求解很困难, 其主要原因是所谓的“组合爆炸”。例如, 聚类问题的可能划分方式有 $k^n/k!$ 个, Job-shop 的可能排列方式有 $(n!)^m$ 个等。因此求解这些问题的关键在于寻求有效的优化算法, 也正是问题的代表性和复杂性激起了人们对组合优化理论与算法的研究兴趣。

1.3

智能优化算法

生物是自然智能的载体, 因此, 生物学理所当然是人工智能研究灵感的重要

来源。从信息处理的视角来看,生物体就是一部优秀的信息处理机,而其通过自身演化完美解决问题的能力让目前最好的计算机也相形见绌。事实上,基于不同的观点和角度,生命现象和生物的智能行为一直为人工智能研究者所关注,尤其是近10年,人工智能的成就与生物有着密切的关系,不论是结构模拟的人工神经网络、功能模拟的模糊逻辑系统,还是着眼于生物进化微观机理和宏观行为的进化算法,都有仿生的痕迹。也正是由于模仿生物智能行为,借鉴其智能机理,许多解决复杂问题的新方法不断涌现,丰富了人工智能的研究领域。

近年来,出现了一些具有全局优化性能且通用性强的启发性(meta-heuristic)算法,它们以其高效的优化性能、无需问题特殊信息等优点,受到各领域的广泛关注和应用。这些算法包括禁忌搜索算法、模拟退火算法、人工神经网络、遗传算法、人工免疫算法、粒子群优化算法、蚁群优化算法等。这些优化算法在解决最优化问题时都取得了非常好的效果,这导致人工智能中智能进化算法理论及应用的蓬勃发展,而且受到来自不同领域的研究专家及技术人员的广泛关注和参与。

总的来讲,智能优化方法的研究旨在更加广泛、深入地挖掘和利用生物智能、物质现象及其规律,在改进和完善已有各种智能优化方法从而促进它们广泛、深入发展的同时,继续探索和开发新的方法,使智能优化方法得到不断的丰富和发展。在智能优化方法的研究过程中,既要注意各种方法的纵向研究,包括原理基础(如仿生计算所依赖的仿生机理)、算法设计、理论分析和工程应用等方面的研究;也要加强各种方法的横向研究,即各种方法之间的对比和集成。因此,基于综合集成的观点建立和混合集成智能优化方法的开发,乃是智能优化方法的重要发展方向之一^[6]。

1.3.1 进化算法

进化算法(evolutionary algorithm, EA)是一种模拟生物进化过程与机制求解问题的自组织、自适应人工智能技术,是一种具有“生成+检测”(generate and test)的迭代过程的搜索算法^[7]。进化算法是模拟由个体组成的群体的集体学习过程,其中每个个体表示给定问题搜索空间中的一个点。进化算法从初始群体出发,通过选择、变异和重组过程,使群体进化到搜索空间中越来越好的区域。选择过程使群体中适应性好的个体比适应性差的个体有更多的复制机会,重组算子将父辈信息结合在一起并将它们传到子代个体,变异在群体中引入了新的变种。

对进化算法的研究起源于20世纪60年代。进化算法的两个主要特点是群体

搜索策略及群体中个体之间的信息交换。它们的优越性主要表现在：首先，进化算法在搜索过程中不容易陷入局部最优，即使在所定义的适应度函数是不连续的、非规则的或有噪声的情况下，它们也可能以很大的概率找到全局最优解；其次，由于它们固有的并行性，进化算法非常适合于向量并行机；再次，进化算法采用自然进化机制来表现复杂的现象，能够快速可靠地解决非常困难的问题；最后，由于它们容易介入已有的模型中并且具有可扩展性，以及易于同其他技术混合等因素，进化算法已经在最优化、机器学习和并行处理等领域得到了越来越广泛的应用^[8]。

遗传算法(genetic algorithm, GA)是由美国密歇根(Michigan)大学的 John Holland 于 1975 年首次提出的，它是一种借鉴生物界自然选择和遗传机制的随机搜索算法。GA 是一种通用的优化算法，其编码技术和遗传操作都比较简单，优化不受限制性条件的约束，它的两个最显著特点是隐含并行性和全局空间搜索。目前，遗传算法越来越受到人们的重视，并在函数优化、组合优化、生产调度、自动控制、机器学习、模式识别、图像处理等领域得到了成功的应用^[9]。

从数学角度看，遗传算法是一种随机搜索算法。从工程角度看，它是一种自适应的迭代寻优过程。它从某一随机产生的初始群体开始，按照一定的操作规则，如选择、复制、交叉、变异等，不断地迭代计算，并根据每一个个体的适应度值，保留优良个体，淘汰劣质个体，引导搜索过程向最优解逼近。

遗传算法主要包括三个重要的算子^[10]，它们分别是选择、交叉和变异。在自然进化的过程中，对环境适应能力强的个体将有更多的机会产生下一代，适应能力弱的个体产生后代的机会则相对较少。遗传算法中，选择算子在避免基因损失、提高搜索速度和全局收敛方面有着举足轻重的作用。遗传算法的交叉算子按照一定的规则来使两个相互配对的个体交换部分基因，这样就形成了新的个体。在交叉操作之前，要对个体进行配对操作。最常用的配对方式是随机配对，即将当前群体中的 M 个个体以随机的方式组成 $M/2$ 个配对组。在遗传算法中，用变异算子来模拟这种生物变异过程，变异算子将个体编码串中的某些基因座上的基因用其他等位基因来替代，从而形成一个新个体。变异算子可以改善遗传算法的局部搜索能力，维持群体的多样性，防止算法进入早熟的状态。

遗传算法的算法结构简单，控制参数易于调节，具有较好的空间开发能力。由于其自身良好的优化性能，遗传算法已经被应用到多个优化问题。如机器排序问题(one machine sequencing problem)^[11]、复合叠层板的多领域优化(multidisciplinary optimization of composite laminates)^[12]、非凸非线性规划问题(nonconvex

nonlinear programming problems)^[13]、二次分配问题(quadratic assignment problem)、模式匹配问题、网络设计技术^[14]、自动视觉检测^[15]、水质评价^[16]、CMOS 组合电路静态功耗优化^[17]和交通信号配时问题^[18]。

最优化问题大量存在于人们的日常生产生活中。作为一种优化工具,遗传算法正受到越来越多的研究者的关注。近年来,国外对于遗传算法的改进和研究已经趋于成熟;相比而言,国内的研究者对遗传算法的研究还处于起步阶段,还需投入更多的人力物力,以使遗传算法能够应用到更广阔的领域,为国家的建设提供有力的技术支持。

1.3.2 群智能算法

随着人类对生物启发式计算的研究,一些社会性动物(如蚁群、蜂群、鸟群)的自组织行为引起了科学家的广泛关注。这些社会性动物在漫长的进化过程中形成了一个共同的特点:个体的行为都很简单,但当它们协同工作时,却能够显示出非常复杂的智能行为特征。目前群智能理论研究领域主要有两大类算法:蚁群算法(an colony optimization, ACO)和粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)^[19]。

(1) 蚁群算法

蚁群算法是一种基于群体协作的优化算法,它启发于蚁群的觅食活动,首先由意大利学者 M. Dorigo 等人于 20 世纪八九十年代提出^[20]。该算法的核心内容是蚂蚁在运动的过程中靠一种外激素来同其他的个体进行交流、通讯。蚂蚁经过的地方都会留下一种特殊的激素,并且可以识别这种物质存在,感知该物质浓度的强弱,蚂蚁趋于向这种物质浓度高的路径前进^[21]。这种思想实际上也是一种优化搜索策略,这种搜索过程可以用两个基本阶段来描述:自身调整阶段和群体协作阶段。前一阶段中,各个体根据积累的信息不断调整自身结构;在下一阶段,个体之间通过信息交流,以期产生性能更好的解。现实中的蚁群觅食的特点使蚁群算法能够解决离散优化问题。

蚁群算法具有较强的优化性能,已经被应用到多个优化领域,如集成化工艺规划与调度(integrated process planning and scheduling)^[22]、非线性 PID 参数优化(nonlinear PID parameter optimization)^[23]、集合覆盖问题(set covering problem)^[24]和双目标最短路径问题(bi-objective shortest path problem)^[25]。

(2) 粒子群算法

粒子群算法是由 Kennedy 和 Eberhart^[26]于 1995 年提出的一种智能优化算法。

与遗传算法类似,粒子群算法也是一种基于种群智能的优化算法,它用无质量无体积的粒子作为个体,并为每个粒子规定简单的行为规则,从而使整个粒子群表现出复杂的特性,可用来求解复杂的优化问题。由于 PSO 概念简单,易于实现,因而在短期内得到很大发展,迅速得到了国际演化计算研究领域的认可,并在很多领域中得到应用。

粒子群算法具有算法参数少且易于控制等特点,因此,在国内外,研究者对于粒子群算法的研究和应用非常广泛。如无标记人员跟踪问题^[27]、结构设计优化问题^[28]、PID(proportional-integral-derivative)设计问题^[29]、带有离散变量的桁架结构问题^[30]、非平滑经济调度问题(non-smooth economic dispatch, NED)^[31]、双线性系统的参数评估问题^[32]、装配序列规划问题^[33]、汽车零配件配载^[34]、传感器调度^[35]、跳频信号参数估计^[36]。粒子群算法简单,且具有一定的实用性,因此它已经受到国内外研究者越来越多的关注。对于粒子群算法的改进和应用,一直是人们关注的焦点。

1.3.3 其他优化算法

(1) 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法(tabu search, TS)的思想最早是由 Glover 在 1986 年提出的^[37],它是对局部领域搜索的一种扩展,是一种全局逐步寻优算法,是对人类智力过程的一种模拟。禁忌搜索算法通过引入一个灵活的储存结构和相应的禁忌准则来避免迂回搜索,进而保证多样化的有效探索以实现全局优化^[2]。禁忌搜索算法用一个禁忌表(Tabu 表)记录下已经到达过的局部最优点,在下次搜索中,利用禁忌表中的信息不再或有选择地搜索这些点,以此来跳出局部最优点,这些被禁止访问的解可以认为处于“休眠”状态。在某些时候为了使算法能继续寻找满意解进行,需要对 Tabu 表中某些解进行“激活”,使之参与搜索过程。禁忌搜索算法是一种人工智能算法。

禁忌搜索算法在组合优化中的应用领域非常广阔^[38]。在禁忌搜索刚刚提出来的 20 世纪 80 年代,人们主要用它来解决旅行商(TSP)问题、0-1 背包问题和图节点着色等问题^[39]。目前禁忌搜索算法仍然处于发展之中,而且其应用领域大有拓宽的趋势^[40]。

(2) 模拟退火算法

模拟退火算法(simulated annealing, SA)是受金属退火过程启发得到的,该思想最早是由 Metropolis^[41]在 1953 提出的,1983 年 Kirkpatrick^[42]等将其用于组