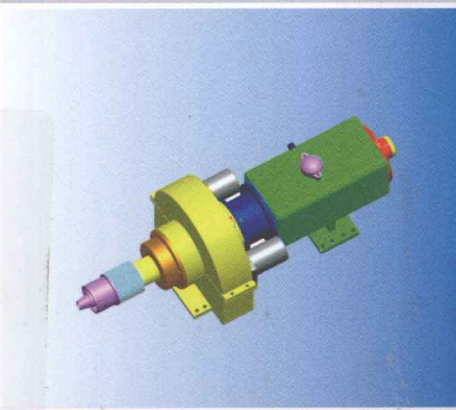
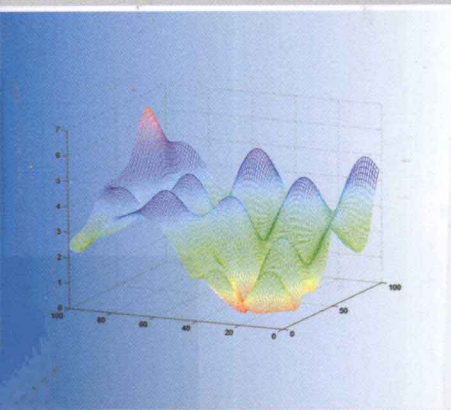


# 基于智能计算及 知识指导的集成优化 设计理论与方法研究

■ 刘道华 著



国防工业出版社  
National Defense Industry Press

## 内 容 简 介

本书针对单一智能优化算法的内在机理、优化策略、算法的收敛性进行了深入的系统分析。充分利用各种单一智能优化算法的优点,依据集成优化系统中已有的知识库知识规则作指导,针对不同的优化设计模式自动构建不同的集成优化求解方法。集成优化求解方法在优化求解进程中自适应地调整子算法的参数,从而提高集成优化算法的求解精度及求解效率。构建不同类型的知识获取器对优化的中间或结果数据进行深度挖掘,从而抽取有效的知识规则。书中最后以液压锚杆钻机动头集成优化设计为实例,并通过实例优化结果的有效性验证该集成优化方法的正确性。

本书适合从事智能计算研究与优化设计研究与应用的科技工作者和工程技术人员阅读使用,也可作为高等院校计算机等信息类、机械等工程类的相关专业研究生和高年级本科生的教学参考。

### 图书在版编目(CIP)数据

基于智能计算及知识指导的集成优化设计理论与方法研究/刘道华著. —北京:国防工业出版社,2012.8  
ISBN 978-7-118-08251-7

I. ①基... II. ①刘... III. ①工程机械—最优设计—研究 IV. ①TU602

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2012)第 156313 号

※

国防工业出版社出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048)

北京奥鑫印刷厂印刷

新华书店经售

\*

开本 787×1092 1/16 印张 12 $\frac{3}{4}$  字数 342 千字

2012 年 8 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—2500 册 定价 48.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店: (010)88540777

发行邮购: (010)88540776

发行传真: (010)88540755

发行业务: (010)88540717

# 前 言

针对工程机械优化求解过程中存在的求解效率低、求解精度不高以及难以获得全局最优解等问题,本书对单一智能优化算法的内在机理、优化策略、算法的收敛性进行了深入的系统分析;充分利用各种单一智能优化算法的优点,依据集成优化系统中已有的知识库知识规则作指导,针对不同的优化设计模式自动构建不同的集成优化求解方法;集成优化求解方法在优化求解进程中自适应地构建模糊逻辑控制器动态调整子算法的参数,从而提高集成优化算法的求解精度及求解效率;构建不同类型的知识获取器对优化的中间或结果数据进行深度挖掘,从而抽取有效的知识规则,使其用于指导优化模式的分析、优化算法的集成以及动态调整优化进程中子算法的参数设置,还可用于指导同类产品的设计。书中最后以液压锚杆钻机动力头集成优化设计为实例,并通过实例优化结果的有效性验证该集成优化方法的正确性。

全书共7章。第1章是绪论,重点阐述优化设计的国内外研究现状,介绍了单一智能优化算法的发展现状以及集成优化设计的发展现状。第2章是面向工程机械的优化设计理论及方法,介绍了优化设计理论、基本概念及优化设计的关键技术,重点介绍了面向工程机械的多目标智能优化方法;给出了基于进化算法的多目标优化问题求解方法以及基于响应面的多目标优化求解方法。第3章是智能计算方法及其集成技术,介绍了常见智能计算方法及其改进算法,重点介绍了模拟退火算法、遗传算法、神经网络优化方法、蚁群优化算法、粒子群优化算法以及它们的改进算法;同时介绍了智能计算方法的集成技术,包括集成与系统集成的主要特征、智能集成的涵义、智能集成优化的关键问题以及智能集成优化算法的性能评价。第4章是智能计算与仿真分析的结合模式及集成优化求解方法,论述了智能计算与仿真分析的集成模式、工程机械优化设计模式分类、集成优化求解方法的指导性知识规则、优化设计模式的智能集成优化求解方法以及集成优化算法的参数自适应动态调整;在优化设计模式的智能集成优化求解方法上,给出9种集成优化求解方法,分别是以遗传算法为代表的遗传集成类优化求解方法、以神经网络为代表的网络集成类优化求解方法、以蚁群算法为代表的蚁群集成类优化求解方法、以粒子群算法为代表的粒子群集成类优化求解方法、遗传算法集成混沌优化求解方法、蚁群算法集成混沌优化求解方法、粒子群算法集成混沌优化求解方法、基于多蚁群算法的多目标智能集成优化求解方法以及基于网络响应面的多目标优化求解方法;在集成优化算法的参数自适应调整上,分别给出了遗传算法控制参数的自适应调整方法、粒子群参数动态自适应调整方法、遗传算法参数的模糊逻辑控制器调整方法以及蚁群优化算法参数的模糊逻辑控制器

调整方法。第5章是基于智能计算与仿真分析的知识获取方法,介绍了神经网络优化的产生式知识获取方法、基于粗糙集理论的知识获取方法以及智能计算与仿真分析相结合的知识获取方法,其中,在智能计算与仿真分析相结合的知识获取方法中,给出了基于ADAMS仿真数据的知识获取方法以及基于ANSYS分析数据的知识获取方法。第6章是智能集成优化平台及锚杆钻机动力头集成优化实例,介绍了智能集成优化平台的总体结构、智能集成优化系统的功能模块、液压锚杆钻机的发展现状、液压锚杆钻机动力头传动机构的智能集成优化实例以及锚杆钻机动力头智能集成优化设计的知识获取方法。第7章是总结及展望,给出了本书研究工作的总结以及研究工作的不足及展望。

本书凝聚了作者多年的教学实践及科研成果,尤其是凝聚了我的博士生导师、西安建筑科技大学机电工程学院副院长原思聪教授的部分研究成果。

在本书撰写过程中,得到了信阳师范学院卢克平、李俊、李义凡、张力、刘彦明、武津刚、俞迎达、李学志、李宝峰、邬长安等教授的大力支持、关心和帮助,尤其是我的博士生导师原思聪教授的精心指导,在此一并表示衷心的感谢。

本书得到了河南省自然科学基金项目(122300410310)、2012年度河南省政府决策研究课题招标立项(2012B604)、河南省高等教育教学改革研究省级立项项目(2012SJGLX205)以及信阳师范学院第六批校级重点建设学科的部分资金资助。

在本书撰写过程中,参考和借鉴了近年来国内外有关专家、学者的相关研究成果,在此深表诚挚的谢意。由于篇幅所限,所引用资料未能一一注明,敬请谅解。由于时间仓促,加之作者水平有限,书中难免有疏漏和欠妥之处,恳请各位专家和广大读者批评指正。

刘道华  
2012年6月

# 目 录

|                                     |    |
|-------------------------------------|----|
| 第1章 绪论 .....                        | 1  |
| 1.1 国内外研究现状 .....                   | 1  |
| 1.1.1 智能计算的发展现状 .....               | 1  |
| 1.1.2 知识在集成优化中运用的水平 .....           | 5  |
| 1.1.3 传统优化设计理论的发展现状及不足 .....        | 5  |
| 1.1.4 单一智能优化算法存在的不足 .....           | 6  |
| 1.1.5 集成优化设计理论的发展现状及分析 .....        | 7  |
| 1.2 本书的主要研究内容 .....                 | 12 |
| 1.3 本书的研究方法及组织结构 .....              | 15 |
| 1.3.1 本书的研究方法 .....                 | 15 |
| 1.3.2 本书的篇章结构 .....                 | 15 |
| 1.4 本书研究的重要意义和应用前景 .....            | 16 |
| 第2章 面向工程机械的优化设计理论及方法 .....          | 17 |
| 2.1 优化设计理论及基本概念 .....               | 17 |
| 2.1.1 优化设计的基本概念 .....               | 17 |
| 2.1.2 优化设计理论 .....                  | 19 |
| 2.1.3 优化设计的关键技术 .....               | 22 |
| 2.2 优化设计技术分类 .....                  | 40 |
| 2.3 面向工程机械的多目标智能优化 .....            | 41 |
| 2.3.1 多目标优化的基本概念 .....              | 41 |
| 2.3.2 多目标优化问题的传统求解方法 .....          | 42 |
| 2.3.3 常见的多目标优化性能度量方法 .....          | 46 |
| 2.3.4 改进的多目标优化问题的性能度量方法 .....       | 48 |
| 2.3.5 基于进化算法的多目标优化问题的求解方法 .....     | 51 |
| 第3章 智能计算方法及其集成技术 .....              | 57 |
| 3.1 常见智能计算方法及其改进算法 .....            | 57 |
| 3.1.1 模拟退火算法 .....                  | 57 |
| 3.1.2 遗传算法及算法改进措施 .....             | 62 |
| 3.1.3 神经网络优化算法及动态反馈神经网络的稳定性分析 ..... | 75 |

|            |                                |            |
|------------|--------------------------------|------------|
| 3.1.4      | 蚁群优化算法                         | 84         |
| 3.1.5      | 粒子群优化算法                        | 89         |
| 3.2        | 智能计算方法的集成技术                    | 97         |
| 3.2.1      | 集成与系统集成的主要特征                   | 97         |
| 3.2.2      | 智能集成的涵义                        | 98         |
| 3.2.3      | 智能集成优化的关键问题                    | 98         |
| 3.2.4      | 智能集成优化的集成形式                    | 98         |
| 3.2.5      | 智能集成优化算法的性能评价                  | 101        |
| <b>第4章</b> | <b>智能计算与仿真分析的结合模式及集成优化求解方法</b> | <b>103</b> |
| 4.1        | 智能计算与仿真分析的集成模式                 | 103        |
| 4.2        | 工程机械优化设计模式分类                   | 104        |
| 4.3        | 集成优化求解方法的指导性知识规则               | 105        |
| 4.4        | 优化设计模式的智能集成优化求解方法              | 108        |
| 4.4.1      | 以遗传算法为代表的遗传集成类优化求解方法           | 109        |
| 4.4.2      | 以神经网络为代表的网络集成类优化求解方法           | 111        |
| 4.4.3      | 以蚁群算法为代表的蚁群集成类优化求解方法           | 115        |
| 4.4.4      | 以粒子群算法为代表的粒子群集成类优化求解方法         | 120        |
| 4.4.5      | 遗传算法集成混沌优化求解方法                 | 121        |
| 4.4.6      | 蚁群算法集成混沌优化求解方法                 | 123        |
| 4.4.7      | 粒子群算法集成混沌优化求解方法                | 129        |
| 4.4.8      | 基于多蚁群算法的多目标智能集成优化求解方法          | 133        |
| 4.4.9      | 基于网络响应面的多目标优化求解方法              | 136        |
| 4.5        | 集成优化算法的参数自适应动态调整               | 141        |
| 4.5.1      | 遗传算法控制参数的自适应调整方法               | 142        |
| 4.5.2      | 粒子群参数动态自适应调整方法                 | 144        |
| 4.5.3      | 遗传算法参数的模糊逻辑控制器调整方法             | 148        |
| 4.5.4      | 蚁群优化算法参数的模糊逻辑控制器调整方法           | 149        |
| <b>第5章</b> | <b>基于智能计算与仿真分析的知识获取方法</b>      | <b>153</b> |
| 5.1        | 神经网络优化的产生式知识获取方法               | 153        |
| 5.2        | 基于粗糙集理论的知识获取方法                 | 157        |
| 5.2.1      | 知识自动获取原理                       | 157        |
| 5.2.2      | 基于粗糙集理论的知识自动获取过程               | 158        |
| 5.3        | 智能计算与仿真分析相结合的知识获取方法            | 165        |
| 5.3.1      | 基于 ADAMS 仿真数据的知识获取方法           | 165        |
| 5.3.2      | 基于 ANSYS 分析数据的知识获取方法           | 167        |

|                                           |            |
|-------------------------------------------|------------|
| <b>第 6 章 智能集成优化平台及锚杆钻机动力头集成优化实例 .....</b> | <b>169</b> |
| 6.1 智能集成优化平台的总体结构 .....                   | 169        |
| 6.2 智能集成优化系统的功能模块 .....                   | 171        |
| 6.3 液压锚杆钻机的发展现状 .....                     | 172        |
| 6.4 液压锚杆钻机动力头传动机构的智能集成优化实例 .....          | 174        |
| 6.5 锚杆钻机动力头智能集成优化设计的知识获取方法 .....          | 179        |
| 6.5.1 锚杆钻机动力头 ADAMS 仿真数据的知识获取方法 .....     | 179        |
| 6.5.2 锚杆钻机动力头 ANSYS 分析数据的知识获取方法 .....     | 182        |
| <b>第 7 章 总结及展望 .....</b>                  | <b>185</b> |
| 7.1 研究工作总结 .....                          | 185        |
| 7.2 研究工作的不足及展望 .....                      | 187        |
| <b>参考文献 .....</b>                         | <b>189</b> |

# 第 1 章 绪 论

## 1.1 国内外研究现状

### 1.1.1 智能计算的发展现状

智能计算也称为“软计算”,虽然至今没有一个统一的定义,但可以这样来概括它。智能计算就是借用自然界(生物界)规律的启迪,根据其原理,模仿设计求解问题的算法。目前这方面的内容很多,如人工神经网络、混沌算法、遗传算法、进化规划、模拟退火、禁忌搜索及其混合优化策略等,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、神经科学和统计力学等方面,为解决复杂问题提供了新的思路 and 手段。这些算法独特的优点和机制,引起了国内外学者的广泛重视并掀起了该领域的研究热潮,且在诸多领域得到了成功应用。由于这些算法构造的直观性与自然机理,因而通常被称为智能优化算法(Intelligent Optimization Algorithms)或现代启发式算法(Meta-Heuristic Algorithms)。

人工智能的问题求解是建立在知识表示的基础上,而知识表示基于符号逻辑,所以经典人工智能也称为符号智能。问题求解的推理是通过在解空间中进行最优解搜索来实现的,所以除知识表示外,人工智能的另一个重要研究内容是搜索算法。

经典人工智能是基于知识的,而知识通过符号进行表示和运算,被具体化为规则。但是,知识并不都能用符号表示为规则,智能也不都是基于知识的。人们相信,自然智能的物质机构——神经网络的智能是基于结构演化的。因此,20 世纪 80 年代,经典人工智能理论发展出现停顿,而人工神经网络理论出现新的突破时,基于结构演化的人工智能理论——计算智能迅速成为人工智能研究的主流。

计算智能是以生物进化的观点认识和模拟智能。按照这一点,智能是在生物的遗传、变异、生长以及外部环境的自然选择中产生的。在用进废退、优胜劣汰的过程中,适应度高的个体结构被保留下来,智能水平也随之提高。因此说计算智能就是结构演化的智能。

计算智能的主要方法有人工神经网络、遗传算法、演化程序、局部搜索、模拟退火、混沌算法等。这些方法具有以下共同的要素:自适应的结构、随机产生的或指定的初始状态、适应度的评测函数、修改结构的操作、系统状态存储器、终止计算的条件、指示结果的方法、控制过程的参数。计算智能的这些方法具有自学习、自组织、自适应的简单特征和简单、通用、鲁棒性强、适于并行处理等优点,在并行搜索、联想记忆、模式识别、知识自动获取等方面得到了广泛的应用<sup>[1]</sup>。

智能算法是一种借鉴和利用自然界中自然现象或生物体的各种原理和机理而开发的并具有自适应环境能力的计算方法,衡量智能算法的智能程度高低的关键在于其处理实际对象时所表现出的学习能力的强弱。智能算法的发展已有较悠久的历史,早期发展起

来的符号主义、连接主义、进化计算、模拟退火算法作为经典智能方法的主要研究学派,至今仍在计算智能领域占据着重要位置,并取得了极为丰硕的理论及应用成果。随着历史的变革和时代的变迁,智能算法的研究经历了漫长的发展过程,从早期的经典智能算法发展到现代智能算法,人们在不断探索新智能方法的同时,对经典智能方法进行了一系列反思。符号机制体系的建立,以知识表达为基础,通过推理求解的机器证明的成功实现,开创了计算机进行几何证明的革命时代;基于连接机制的人工神经网络简单地模拟人类大脑的学习功能,对用网络模型处理工程问题作出了巨大贡献,但是局部极小及搜索效率低是其主要不足;进化计算的发展,使得经典计算智能的研究再度掀起,致使智能算法成为当今研究的热点,并已经发展成为一种多学科、多智能交叉融合、渗透的信息与计算研究领域。经典智能算法与来自生命科学中其他生物理论的结合,使得这类算法有了较大的进展,如遗传算法与生物免疫或模糊逻辑的结合形成了免疫遗传算法或模糊遗传算法,神经网络与免疫网络的结合形成了免疫神经网络。现代智能算法在经典智能算法的理论及应用基础上,已逐步发展出许多较有潜力的研究分支,如人工免疫系统理论及应用、分形算法理论及应用、蚁群优化算法理论及应用、粒子群优化理论及应用、支持向量机等。这些表明智能算法已朝着多极化发展,生物智能的应用越来越广,研究学派越来越多,研究气氛越来越活跃,如智能优化算法作为智能算法的重要研究内容,已呈现较多的新智能工具,如免疫遗传算法、免疫算法、混沌免疫算法、蚁群优化算法、粒子群优化算法、噪声方法、变邻域搜索、巢分区方法、思维进化算法、混合优化算法等。这些算法的出现显示了模拟或借鉴生物智能,开发具有较高智能的应用工具并对其进行理论与应用研究具有重要理论和现实意义。

目前智能算法的研究呈现出三大趋势:一是对经典智能算法的改进和广泛应用,以及对其理论的深入、广泛研究;二是现代智能算法的发展,即开发新的智能工具,拓宽其应用领域,并对其寻求理论基础;三是经典智能算法与现代智能算法的结合建立混合智能算法。目前新的智能算法不断涌现,涉及的应用领域不断增多,如最优化、模式识别、智能控制、计算机安全、计算机网络、投资组合等。因此,开发新的智能工具处理工程问题便成为现代智能算法研究的首要任务,也是智能算法研究的热点。

智能算法是建立在生物智能或物理现象基础上的随机搜索算法,由于其自身作为启发式随机算法,具有比数学规划方法更优越的特性,因此这类方法的研究也是最优化领域研究的重点。其优点是:①具有一般性且易于应用;②搜索最优解的速度快且易于获得满意的结果。目前智能优化方法较多,许多方法存在着不同程度的相似性,如噪声方法、变邻域搜索、巢分区方法均属于邻域搜索算法,存在着与模拟退火算法所具有的许多共同特征。最为广泛被采用并具有代表性的智能优化方法是模拟退火算法(SAA)、进化算法(EA)和Hopfield网络。

进化算法包括20世纪70年代中期美国的Holland提出的遗传算法(GA)、60年代德国的Rechenberg及Schwefel提出的进化策略(ES)及60年代美国的Fogel等教授提出的进化规划(EP),而GA又是这三种算法的代表。由于这三种算法的算子具有可统一性,因此将此三种算法统称为进化算法EA。目前关于EA的一般性理论研究,德国的Rudolph获得了初步的结果,研究范畴主要集中在算法的收敛性,但要求的条件较强,即算法的状态转移矩阵正定,这无疑导致应用受到极大限制,但是这项研究成果标志着一般框架

的进化算法的理论探讨迈出了坚实的一步。

EA 是模拟生物自然进化机制的一种启发式随机搜索算法,这种算法是以个体构成的群体为状态并具有开采和探测能力的群体学习过程,其由基于群体的选择、交叉及变异三种算子组成。选择操作反映了物种进化的“适者生存,优胜劣汰”思想,交叉是自然演化的主要机制,其反映了个体之间的信息传递和信息交换关系,变异使得群体搜索具有遍历性。选择、交叉、变异分别反映了物种进化过程的特定运行机制,这三种算子在 GA、ES 及 EP 中的重要程度有所不同。GA 以选择和交叉为主产生多样的高适应度的个体,变异仅起到微调群体多样性的作用;ES 及 EP 主要通过突变产生多样的个体,通过选择方式获得好个体。ES 与 EP 的主要区别在于:ES 的选择为确定性选择且含有交叉操作,而 EP 无交叉操作及选择为 K 联赛选择。GA 的突出优点是结构相对固定、计算速度快、全局搜索能力强、并行性高、鲁棒性强及不依赖于问题的特征信息等,这些优点是导致大量计算智能研究者及工程人员对其产生浓厚兴趣的根本原因。无论是这种算法的理论研究还是应用技术开发,都在计算智能中占据了重要位置。

关于算法结构,GA 是以多个个体构成当前状态,搜索过程是个体群进化,最终获得的状态由多个优良个体组成,但 GA 维持群体多样性及局部搜索能力较弱,搜索性能与初始群体的分布密切相关,已有的理论结果表明基本遗传算法是不收敛的,其主要原因在于尽管 GA 具有遍历性,但是算法搜索过程中所获得的较好个体的维持性能较差及群体多样性不足,导致任何时刻获得的好个体随时可能消失及易于出现早熟现象,因而 GA 不能被保证收敛。由于 GA 具有的可能不收敛特性阻碍了其应用和理论的进一步深入研究,这导致人们去寻找一些新的方法改善 GA 的搜索性能,因而出现了基于 GA 的种类繁多的算法,如模拟退火遗传算法、并行遗传算法、模糊遗传算法等。其次在遗传算法处理约束函数优化问题的研究方面也取得了较大进展,这些算法的出现有助于开发更有效的算法的重要研究方向,尤其在许多有关多目标优化领域获得广泛应用并引起同行研究人员的足够重视。在这些研究领域里,Zitzler 提出的算法是目前公认的最好算法。这些算法不仅增强了 GA 的局部搜索能力和最优解维持能力,而且使算法的搜索速度及处理复杂优化问题的能力极大提高,特别是并行和模糊遗传算法及基于 GA 的多目标进化算法是计算智能领域里值得研究的、富有实际意义的研究方向,同时也是目前 GA 的主要发展趋势。但当 GA 结构复杂程度加大时,无疑增加了其理论研究的难度。在国内外,对 GA 已有较系统的理论研究,如西安交通大学的张文修教授等人对 GA 的遗传算子的几何性质作了较全面探讨,同时对建立在 GA 上的几类较为简单算法的收敛性作了深入研究,提供了对智能优化方法进行理论分析的新思路,获得了极为有价值的理论结果。为了改善 GA 的性能,通常可通过对 GA 的结构复杂化或给予附加的特定的算子,这当然提高了 GA 的搜索性能,但也带来了负面影响,即算法的通用性和实用性有所降低,同时计算复杂度及理论研究的难度大幅度提高。

模拟退火算法(SAA)的思想是 Metropolis 等人在 1953 年提出的,之后 Kirkpatrick 等人于 1983 年在《科学》杂志上将其用于组合优化。此算法属于局部搜索算法,其基本思想是设计初始状态、初始温度及物体冷却的退温函数,以单个个体作为当前状态,在此状态的邻域中产生新状态,并按 Metropolis 准则按受稍次的新状态作为下一状态,最终达到寻优的目的。目前关于 SAA 的理论及应用研究较多,理论研究已逐渐趋于成熟,应用范

围已扩展到了许多领域,同时 SAA 与其他智能方法的融合是 SAA 能吸引许多领域的专家进行广泛研究的关键所在。由于 SAA 的自身结构特性的限制,如何提高其搜索性能一直是计算智能研究者关注的焦点。近来对 SAA 的研究主要集中在 SAA 和其他智能算法的结合,以及如何扩展 SAA 的结构并将其有效地应用于多目标优化问题。

神经网络用于解决优化问题的研究也在不断开展,这方面的起源研究是 Pyne 教授首次引用电路回路并用于解决非线性规划(Nonlinear Programming, NP)问题,之后又出现了许多基于电路回路的模型处理 NP 问题,其中代表性的是 Chua 和 Lin 提出的经典非线性规划回路,以及 Hopfield 提出的 Hopfield 网络。非线性规划回路建立了一般性电路回路模型,为了增强模型的动力学行为, Hopfield 在电路回路中引入了电容器,从而获得了 Hopfield 网络。针对已有网络存在不能保证收敛到可行解的缺陷, Walter 在基于非线性规划回路的思想建立了无等式约束的约束优化神经网络模型。与此同时,两步神经网络的出现标志着神经网络处理约束优化问题取得了初步进展。目前,对于神经网络处理 NP 问题的研究主要集中在 Hopfield 网络,此网络已获得广泛应用,其理论研究也在广泛开展,但已有结果表明该网络的同步离散型模型是非稳定的。由于该网络结构的限制,致使其在 NP 问题中的应用受到极大的阻碍,其困难在于构造合适的能量函数。因此有人从其他角度探讨神经网络处理一般性 NP 问题。近年来,宋荣方等人设计能量函数,获得了一种新的神经网络处理线性约束凸优化问题,论证了此模型的稳定性。同时孟志青等人提出基于静态处罚法,引入二次非线性罚函数并作为能量函数获得一种处理凸优化问题的神经网络,理论上论证了该网络在一定条件下平衡点序列收敛到最优解,但要求在不断增大罚因子情形下,网络产生平衡序列,而且不能保证网络的平衡点为可行解,也阻碍了其应用。至今,神经网络模型处理优化问题的研究未能取得重大突破。

以人工神经网络、演化计算等为代表的智能算法在工程领域的成功应用,激励人们从更广泛的生物或自然现象寻求启发以构造新的智能算法,解决工程中广泛存在的复杂问题。这种以生物智能或自然现象为基础的随机搜索算法具有比数学规划方法更大的优越性,这种优越性主要表现在:①具有一般性且易于应用;②搜索最优解的速度快且易于获得满意结果。以上优点使这类算法在工程问题上具有更广泛的应用前景,从而吸引了更多学者对其进行研究,使得现代智能算法正在成为人工智能领域一个新的研究热点<sup>[2]</sup>。

1994 年,关于神经网络、演化程序设计、模糊系统的三个 IEEE 国际学术会议在美国 Orlando 市联合举行了“首届计算智能世界大会(WCCI'94)”,进行了题为“计算智能·模仿生命(Computational Intelligence·Imitating the Life)”的主题讨论会,取得了关于计算智能的共识。继人工智能之后,计算智能异军突起,吸引着众多研究开发者投身于这一新领域的开拓。WCCI'94 虽未界定计算智能的内容,更未讨论它的定义,但从实现计算机智能化信息处理的方法论角度来看,可以说计算智能包含了一大类“软计算”方法,当前主要有神经计算、演化计算(又包括遗传算法、演化程序设计及演化策略)及模糊计算等。

由于这些新的理论和技术可以有效地解决人工智能研究中所遇到的局部最优解和组合爆炸等困难,因此,计算智能一出现即受到世界各国科技界、企业界和政府决策机构的高度重视,计算智能被认为是对今后十年乃至 21 世纪的人类社会有重大影响的关键技术<sup>[3]</sup>。

鉴于实际工程问题的复杂性、约束性、非线性、多极值、建模困难等特点,寻求一种适

合于大规模并行且具有智能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。

近年来,随着系统工程的思想在各个学科中的不断深化,学科交叉现象更加普遍。智能理论呈现出学科内外同时交叉的活跃景观,从内部看,20 世纪 90 年代以来,经典的人工智能方法在某些热点智能研究领域形成结合点,如数据采掘和知识发现(所谓数据采掘和知识发现是以数据仓库为基础,通过综合运用统计学、模糊数学、神经网络、机器学习和专家系统等方法,从大量的数据中提炼出抽象的知识,揭示出蕴含在数据背后的客观世界的内在联系和本质规律,实现知识的自动获取);从外部看,智能方法与诸多复杂系统理论、非线性理论、信息科学等相融合,如混沌理论、模糊理论、灰色理论、信息熵理论与智能算法的结合。近年来出现的所谓“高级人工智能”,就是通过学科的这种内外部交叉形成的<sup>[1]</sup>。

### 1.1.2 知识在集成优化中运用的水平

知识是智力的基础、是创造力的源泉、是现代产品设计的灵魂,设计的根本动力和源泉就是对知识的掌握、处理和运用。因此,如何获取新知识并将知识运用贯穿于整个创新设计过程是实现产品创新的关键。而产品的集成优化是更好获得创新产品的重要一环。获得设计问题的全局最优解及提高优化设计的效率是判断集成优化设计方法的唯一标准,因优化问题具有复杂性及多样性,优化设计方法也具有多样性,因此,如何从多种单一优化方法中因不同设计问题选用合适的集成机制,如何在集成优化过程中动态的调整优化设计的关键参数,这些问题的处理重在以知识为指导。而知识本身又分为静态知识和动态知识,近几年也有许多学者以知识为中心来提高优化设计的方法及理论,在此为获得设计问题的全局最优解及提高优化设计效率也作了重要贡献,但他们都只运用了静态知识,也就是现有的抽象出来的现成知识,而很少运用动态知识,总之对优化设计的知识运用水平不高。而本书所探讨的基于知识的集成优化设计理论及方法不仅运用现有的静态知识处理单一优化方法如何集成,更重要的是,该方法能在优化过程中凭借所设计的知识获取器动态的获取设计知识,也就是能够很好地运用动态知识,尤其能在集成优化子算法中充分提取遗传算法好的优化个体作为神经网络的训练样本,然后从训练好的神经网络中抽取设计知识,还能在 ADAMS 动态仿真中利用仿真数据采用粗糙集理论获取设计知识,还能采用 ANSYS 分析软件中利用分析的中间数据抽取设计知识。

### 1.1.3 传统优化设计理论的发展现状及不足

工程机械的工作环境比较恶劣,主要表现为工作载荷复杂多变、环境条件差。工程机械特别是大型工程机械是一个非常复杂的工程系统,工程机械的设计是一个复杂的多阶段设计过程,同时也是一个反复迭代、渐近寻优的过程,涉及到传统的结构力学、土(及岩石)力学、机械动力学、流体传动理论、控制理论等,也包括现代的人机环境工程学等,具有复杂性、不确定性、强耦合性、高度非线性、信息多样性等特点,同时还体现在难于建模、关联复杂、对象结构与参数时变、干扰与环境的不确定、要求与约束多样性等方面。工程机械的优化设计特别是综合优化设计是非常有意义的,但也绝非易事。

传统的优化求解方法是基于对象的精确数学模型,对于某些无表达式的优化设计问

题几乎无法适用。而现有的部分基于智能算法的单一优化求解方法,也只针对具体的某些优化模式,且具有很大的局限性,不足之处主要体现在下述几个方面:

(1) 依据梯度信息寻优,对优化问题的目标函数要求很高,既有明确的问题模型、良好的可微性和连续性条件,还与优化问题的初始值(状态)的设置有很大关系,对复杂的优化问题难以获得全局最优解。基于经典的数学规划法寻求最优解的搜索策略基本是基于梯度信息的最速下降法,这些方法有一个缺点就是所得解往往是局部最优解,而且它们并不适用于离散变量问题和连续离散混合变量问题。

(2) 对复杂的优化问题需要附加更多的求解限制,优化方法使用范围有很大局限性,尤其对设计过程中一些没有或难以进行数学表达的问题,几乎无法解决。

(3) 求解精度不高,难以综合考虑各方面的约束条件,易出现“过早收敛”现象,因此得到的往往只是复杂问题的可行解,而非全局最优解。

(4) 不能进行并行优化而导致收敛效率低,在求解复杂问题时需要更长的计算时间及更多的计算机资源,即计算的时间复杂度及空间复杂度太大。

(5) 没有发挥多种工程分析软件的综合集成优势,对设计过程的中间数据或结果,缺乏深度数据挖掘与知识获取。

(6) 不能动态获取设计知识和进行自适应调整。由于缺乏知识的指导,因此不能动态调整某些优化设计算子及技术参数,因此很难获得理想的设计方案。

因此,要提高工程机械设计水平、质量和效率,就必须开展以智能计算及仿真分析为基础的综合优化设计研究。

#### 1.1.4 单一智能优化算法存在的不足

近 10 年来,在传统优化设计不足的基础上,在人们思考优化问题的症结和寻找优化出路之时,“智能优化”正式登台,经过多年的发展,智能优化也取得了许多成果。如国外的 José M 等人<sup>[4]</sup>采用模拟退火算法解决自适应结构的振动控制问题;Recep Gunes 等人<sup>[5]</sup>采用遗传算法优化结构的几何模型和机械参数以满足结构的最大自然振动频率和最小的模型扭曲能量;Ozlem Ozkan 等人<sup>[6]</sup>利用神经网络对机械搅拌反应器进行优化设计;M. Duran Toksari<sup>[7]</sup>利用蚁群优化算法求解机械结构设计全局最小化问题;N. M. Kwok 等人<sup>[8]</sup>利用粒子群优化工程机械液压系统的液压结构部分并取得了很好的效果。Cagan<sup>[9]</sup>将模拟退火的随机优化技术和成形的思想结合起来提出成形退火算法,来解决部件、组件和构件的布局或包装。成形是把一种形状转变成另一种不同的形状,通过制订一些规则,使原形状发生改变,而后利用 Metropolis 准则进行评估。Szykman 和 Cagan<sup>[10]</sup>将模拟退火算法和空间约束语言结合起来,对三维组件的布局进行求解。这些组件需满足组件之间的最近/最远距离约束、组件之间的位置约束和组件的旋转方向约束。空间约束语言包括组件之间的距离、坐标轴内整个空间组件的平移和旋转,以及其他组件的位置和方向。Petridis Vassilios 以动态的方式把问题的约束合并到适应度函数中。在遗传算法初期,惩罚因子很小,目的是使搜索简化,并使遗传算法能更有效地搜索到解空间。在遗传算法进行过程中,惩罚因子随着遗传代数的增加而线性增加,以便在算法运行终止时,它们达到相当大的值,从而使有效解与无效解分开。Norman<sup>[11]</sup>用动态改变惩罚函数的遗传算法优化设备的带性能约束布局问题。Schnecke Volker<sup>[12]</sup>利用树形结构的基因表达式和

混合遗传算子,来处理多目标优化问题不同的约束和目标函数。Mosher<sup>[13]</sup>介绍了一套航天器概念优化工具 SCOUT,将遗传算法用于航天器设计的大规模问题求解。国内学者李智<sup>[14]</sup>利用蚁群算法优化往复振动筛运行参数等问题,并取得了很好的优化设计效果。段国林<sup>[15]</sup>、查建中等人<sup>[16]</sup>分别利用模拟退火算法和遗传算法对钟、手表机芯设计中的传动件带性能约束布局进行了设计。滕弘飞等人<sup>[17]</sup>以返回式卫星舱布局优化设计为背景,先后利用自适应的改进遗传算法和人机交互的遗传算法对带动、静平衡等性能约束的旋转舱内装填布局进行了优化。方海鹏等人<sup>[18]</sup>通过引入相似度和生存期的概念对遗传算法进行了改进,并与模拟退火算法进行了有效的结合,既有较快的收敛速度,又具有更强的获得全局最优解的能力,对一般优化算法难以解决的大规模化工换热网络问题取得了非常满意的结果;又针对卫星舱设计中的带性能约束布局优化问题,给出并证明了矩形图元布局优化不干涉性的判断定理,依该定理构造了求解布局问题的不干涉遗传算法。侯广坤等人<sup>[19]</sup>针对二维不规则形状物体的自动最优布局问题提出了一个基于进化计算的算法,并以服装计算机辅助设计为例表明基于进化计算的算法能够卓有成效地应用到自动布局问题。蔡煜东<sup>[20]</sup>将遗传算法应用于 VLSI 两端线网布局设计,证明布局结果优于改进的复杂度为线性的最小割线算法。李建勇等人<sup>[21]</sup>将混沌人工神经元网络引用到布局的优化求解计算中,讨论了混沌人工神经元网络的模型以及布局问题到混沌神经网络的映射,并结合二维规则物体的布局问题通过软件模拟计算对所讨论的算法进行了验证。

可以看出,虽然现有的单一智能算法取得许多应用成果,但单一的智能优化求解方法只针对具体的某些优化模式,且具有很大的局限性。这种局限性体现在:

(1) 对某一求解问题针对性强,当设计模式发生变化或者原有设计知识不适用时,智能优化算法往往无法求解。

(2) 优化设计算子复杂,优化参数设置多,对不同的优化问题难以动态调整设计参数。

(3) 缺乏严格的数学基础,除遗传算法依靠模式定理作保证的算法收敛性分析外,其余算法的复杂性、收敛性及鲁棒性分析还缺少严格的数学证明。

(4) 有些智能优化算法运算量过大,优化时间长,优化效率低。

(5) 某些算法具有局部性,只针对某特定问题,没有形成统一的集成框架,未形成一个有机集成的方法体系,只是孤立地使用各个单一的智能算法<sup>[22]</sup>。“No Free Lunch”定理<sup>[23]</sup>也说明了没有一种算法对任何问题都是最有效的,即各算法均有其相应的适用域。Davis L<sup>[24]</sup>指出“hybridize where possible”,说明算法的综合是拓宽其适用域和提高性能的有效手段。

(6) 缺乏系统严格的理论论证和统一框架,没有形成一般性方法,只能就事论事、具体问题具体分析,没有建立起能够全面解决各种优化问题的系统的方法体系。尤其是非导数智能优化算法在求解问题时,常常因具有局部极小、效率低两大缺点所困扰。

### 1.1.5 集成优化设计理论的发展现状及分析

现有的智能优化算法自身的优化求解性能各有特色。

#### 1. 以固体退火机制为指导的模拟退火算法

该类算法具有描述简单、使用灵活、运用广泛、运行效率高和较少受初始条件限制等

优点,其在优化求解过程中当遇到局部极小解时,算法将以某种概率接受恶化解而越过局部极小的“山脊”,因此其在求解连续函数优化问题时极易获得全局最优解。

## 2. 以遗传算法为代表的进化算法

该类算法也很容易获得求解问题的全局最优解,由于它在处理问题时不受问题数学表达形式的限制,对求解高维、多峰函数优化问题时不受表达式是否连续可微的限制,同时,在处理无表达式的机械优化问题时具有其他智能算法不具有的优点,但遗传算法在进化的后期易出现过早收敛的不足,因此该算法与具有全局收敛性的模拟退火算法相结合将大大提高整个优化算法的求解性能。

## 3. 以 Hopfield 网络为代表的神经网络优化算法

该类算法具有求解精度高,也具有容错性、大规模并行性、自组织和自适应能力强的优点,已成为当前解决很多工程问题的一种有效工具,但其在处理工程机械优化问题时,需事先把优化的目标函数与人工神经网络的能量函数对应起来,这样使人工神经网络从初始状态趋向平衡稳定状态,即为优化问题从初始点向最优解逼近的过程,因此一旦优化问题与训练好的网络对应起来后,使用时其优化效率高,但因网络训练时所采用的样本很难获得,因此采用正交试验法安排实验,将真实的物理试验以工程仿真分析软件(如 ANSYS、ADAMS 及 MATLAB 等)模拟仿真来代替,并从仿真分析中提取好的训练样本训练网络,从而解决网络训练样本获取的困难。此外,对于某些优化问题,采用神经网络及工程仿真分析软件自身的优化模块所求解的精度不高,但其获得的大致解或局部解能为其他优化方法提供指导性的向全局最优解靠近的方向,同时其大致解或局部解也能作为其他进化算法如模拟退火算法的初始解,即这种初始解为其他进化算法获得全局最优解提供了基础。

## 4. 蚁群算法

该类算法是一类新型进化算法,其主要特点是群体搜索策略和群体之间的信息交换,其主要依据是信息正反馈原理和某一种启发式算法的有机结合,该算法在求解组合优化问题上具有其他算法所不具有的优点。

## 5. 粒子群优化算法

该类算法是采用个体的认知行为和群体的社会行为自适应、高效并行地易获得全局优化解的一种好方法,其在求解函数优化问题具有收敛速度快、易获得全局最优解的特点,但粒子群优化参数的微小变化都会影响算法的收敛性及解的质量,因此宜采用模糊逻辑控制器自适应的动态调整粒子群优化参数,该方法的结合将大大提高粒子群算法获得全局解的能力。

可以看出,以提高整个优化问题的求解效率及求解质量为目的,研究并总结优化问题的不同模式,研究不同优化模式相对应的智能综合优化求解方法是整个工程机械优化理论的必然发展趋势。

为提高优化算法的优化性能和求解效率,近年来人们对不同搜索策略进行了综合分析,发展了一些新颖的搜索机制和并行、混合搜索算法。国内外的学者也设法研究智能算法的集成与综合,从中获得了许多集成的框架与模型,在某些问题的优化方面也取得了很好的效果,如国外的 Shun - Fa Hwang 等人<sup>[25]</sup>将遗传算法与模拟退火算法相结合并优化螺旋弹簧的设计参数;Amir - R 等人<sup>[26]</sup>将遗传算法、有限元分析方法、神经网络和模糊逻辑

辑相结合,从而构建智能混合算法;Xie Ke - Fei 等人<sup>[27]</sup>采用正交试验的方法并将遗传算法同神经网络相结合,从而构建智能集成优化算法;Wagner F S 等人<sup>[28]</sup>将遗传算法同模拟退火算法相结合,并融入小生境的进化思想而构建集成优化算法;Mitsuo Gen 等人<sup>[29]</sup>将遗传算法与模糊逻辑控制器相结合从而构成智能集成优化算法;Krishnakumar<sup>[30]</sup>针对 GA 中种群数目大而造成适应度计算费时的瓶颈问题提出了小群体方法  $\mu$ GA,显示了较高的计算效率和动态系统优化潜力;Poysa 等人<sup>[31]</sup>为克服 GA 的早熟现象提出了基于迁移和人工选择的 GAMAS 算法;Zhou 等人<sup>[32]</sup>提出了 SAA 与混沌相结合的搜索策略,提高了算法的全局求解能力以及算法的鲁棒性;Mahfoud 等人<sup>[33]</sup>和 Huntley 等人<sup>[34]</sup>分别提出了并行组合 SAA 算法和结合局部搜索的并行 GA 算法;Bosenink 等人<sup>[35]</sup>提出了 Boltzmann D 优化策略;Wong 等人<sup>[36]</sup>提出了 GA 或 SAA 与模糊集结合的混合算法;Goldberg<sup>[37]</sup>将 GA 与爬山法、梯度法等局部搜索算法相结合;Blue 等人<sup>[38]</sup>将禁忌 (Tabu Search, TS) 算法与基于线性规划的下降法相结合;Gil 等人<sup>[39]</sup>将 SAA 和 TS 相结合。国内学者周泓等人<sup>[40]</sup>将协同进化算法与遗传算法的并行混合搜索机制相结合;吴宝贵等人<sup>[41]</sup>将数字化技术与虚拟样机技术相结合构建智能集成优化算法;张云等人<sup>[42]</sup>将蚁群算法与模糊逻辑控制器相结合构建集成优化设计;刘岩等人<sup>[43]</sup>鉴于 SAA 搜索序列不单调以及低温时难以在局部极小点突跳的缺点,提出了带有单调升温过程的 SAA 算法,提高了算法的持续搜索能力;王凌等人<sup>[44]</sup>提出了 GASA 混合策略以克服 SAA 收敛缓慢和 GA 易早熟的缺点。

研究表明新型的算法结构或混合算法对算法性能和效率有较大幅度的改善,此外,结合实际应用或理论问题对算法进行对比研究也是算法研究中值得关注的内容,它有助于分析算法的性能和适用域,通过比较还可发现各算法独特的优点和不足,来改进结构或操作或参数,发展各种可能的高效混合算法。

系统工程的重要意义之一体现于整体与局部的最优协调。而智能方法正是基于这个出发点,为解决复杂系统优化问题开辟了寻求次优解、有用解(或可行解)的新途径。智能算法作为处理复杂的、非线性优化问题的先进工具,在各个学科得到了广泛的应用,取得了空前的发展。作为非导数优化方法,智能方法相比于传统的导数优化法,算得上是处理复杂优化问题的一种先进现代技术手段,但是智能技术还处于非常初始的发展阶段,智能方法还未能形成一个有机集成的方法体系,使得人们还无法很好地做到系统使用智能方法,工程学的综合集成的整体思想在这里无法很好体现。各种智能方法的孤立使用,也使得智能方法不能得到更有效的利用。

近年来出现了一些对智能算法的混合研究,试图通过对各种智能算法的结合,增强智能算法的功效。这种混合研究是有益的,它确实使得原有的算法得到改进,但这种研究只是局部的、针对某些特例的,它的初衷只是提高智能算法的优化性能,没有提升到系统集成即系统地进行集成的高度上来<sup>[1]</sup>。

在多种智能算法的综合集成方面,美国国家航空航天局(NASA)兰利研究中心(Langley Research Center)的多学科优化研究小组(Multidisciplinary Optimization Branch)对多学科设计优化作了如下定义:多学科设计优化是一种方法学,其目的在于对复杂工程系统及其子系统进行设计,并探索它们协同工作的机理。多学科设计优化其主要目的不是如何去寻找精确的最优设计,而是希望获取一种综合性能较优的设计方案。

多学科设计优化问题归根结底还是一个优化问题,学科级优化与系统级优化都需要

选用合适的优化算法来求解,因此优化算法也是多学科设计优化研究的一项重要内容。与一般数学领域的线性与非线性规划算法研究不同的是,多学科设计优化中优化算法的研究更侧重研究在某学科中适宜采用怎样的优化算法,对某种优化模型适宜采用怎样的优化算法。也就是说,我们需要研究多学科设计优化中各级优化的特征,从而在各种各样的优化算法中选择最合适的优化算法求解对应的优化问题。优化算法的研究经过几十年的发展,从经典的线性规划算法和非线性规划算法发展到遗传算法、蚁群算法、粒子群算法、免疫算法等。

多学科设计优化算法的研究是多学科设计优化研究中的一项重要内容。多学科设计优化算法与一般优化算法的含义是不同的:优化算法属于优化理论的研究领域,而多学科设计优化算法则是从设计问题本身入手,从设计计算结构、信息组织的角度来研究问题,是在具体寻优算法的基础上提出一套设计计算框架,该计算框架将设计问题各学科的知识与这些具体的寻优算法结合起来形成一套有效的解决复杂对象的优化求解方法。

多学科设计优化软件系统也称为 MDO 计算框架,是指能实现 MDO 方法、包括硬件和软件体系的计算环境,在这个计算环境中能够集成和运行各学科的计算,实现各学科之间的通信。MDO 计算框架可分为三个层次:第一层次是通用的 MDO 计算框架,如 Model-Center、iSIGHT、VisualDOC 和 DAKOTA 等;第二层次是针对某一特定 MDO 方法的计算框架,如基于并行子空间优化的 CSD (Concurrent Subspace Design) 框架、基于协同优化的 Caffe 框架;第三层次是基于某一应用的 MDO 方法,针对某一特定优化问题的计算框架,如美国 NASA 针对高速民用飞机初步设计问题开发的 CJOopt 框架。MDO 计算框架应具有如下特征和功能:

(1) 易于实现各种 MDO 方法的表达方式。在 MDO 计算框架中,用户通过人机界面应该比较容易地实现各种 MDO 方法的表达方式和数据流程。

(2) 具有分布式计算环境的特征。

(3) 能集成各学科原有的分析计算程度和某些商用软件。

(4) 提供优化算法库。

(5) 支持代理模型的生成(所谓代理模型是指计算量小、但其计算结果与高精度模型的计算结果相近的分析模型)。

(6) 支持并行计算。

(7) 设计过程的可视化和监控。

(8) 数据的存储、管理和提取。

(9) 支持基于不确定性的设计优化。

MDO 计算框架应该提供如下模块:①定量分析不确定性的方法;②基于不确定性的优化方法,如稳健设计优化和可靠性设计优化。

作为多学科优化的最成熟软件 iSIGHT,它是由美国 Engineous 公司出品的过程集成、优化设计和稳健性设计的软件,可以将数字技术、推理技术和设计探索技术有效融合,并把大量的需要人工完成的工作由软件实现自动化处理,好似一个软件机器人在代替工程设计人员进行重复性的、易出错的数字处理和设计处理工作。iSIGHT 软件可以集成仿真代码并提供设计智能支持,从而对多个设计可选方案进行评估、研究,大大缩短产品的设计周期。该软件提供了 3 类优化方法,即数值优化方法、全局优化算法以及专家系统型优