



国家出版基金项目
NATIONAL PUBLISHING FOUNDATION

“十三五”国家重点图书出版规划项目

排序与调度丛书

学习型智能优化算法 及其应用

邢立宁 陈英武 向 尚 著
王 峰 王改革 白丹宇 审



清华大学出版社



“十三五”国家重点图书出版规划项目

排序与调度丛书

学习型智能优化算法 及其应用

邢立宁 陈英武 向 尚 著

清华大学出版社
北京

内 容 简 介

本书在现有智能优化方法的基础上,探索学习型智能优化方法的基本框架。书中采用智能优化模型和知识模型相结合的集成建模思路,总结了精英个体知识、构件知识、算子知识和参数知识 4 种知识形式,构建了用于实现学习型智能优化方法的 8 类典型知识,以此辅助学习型智能优化方法高效地求解复杂优化问题。针对连续优化问题、离散优化问题(非对称旅行商问题、双层 CARP 优化问题、柔性作业车间调度问题)和实际工程问题(体系仿真优化问题、卫星地面站系统任务调度问题、多星任务规划问题),分别设计了若干种学习型智能优化算法,并对优化结果进行了分析和解释。

本书主要面向在运筹学领域研究智能优化方法的企业、高校与科研院所的研究人员,帮助读者了解学习型智能优化算法的基本原理与框架流程,提高读者对学习型智能优化算法的实践与应用能力,促进学习型智能优化算法的发展与完善。

本书封面贴有清华大学出版社防伪标签,无标签者不得销售。

版权所有,侵权必究。侵权举报电话:010-62782989 13701121933

图书在版编目(CIP)数据

学习型智能优化算法及其应用/邢立宁,陈英武,向尚著. —北京:清华大学出版社,2019
(排序与调度丛书)

ISBN 978-7-302-51469-5

I. ①学… II. ①邢… ②陈… ③向… III. ①计算机算法—最优化算法—研究
IV. ①TP301.6

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 250947 号

责任编辑:陈 明

封面设计:常雪影

责任校对:刘玉霞

责任印制:丛怀宇

出版发行:清华大学出版社

网 址: <http://www.tup.com.cn>, <http://www.wqbook.com>

地 址:北京清华大学学研大厦 A 座 邮 编:100084

社 总 机:010-62770175 邮 购:010-62786544

投稿与读者服务:010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质量反馈:010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 装 者:三河市龙大印装有限公司

经 销:全国新华书店

开 本:170mm×240mm 印 张:18.25 字 数:325 千字

版 次:2019 年 7 月第 1 版 印 次:2019 年 7 月第 1 次印刷

定 价:99.00 元

产品编号:080268-01

《排序与调度丛书》编辑委员会

(2019年5月)

主 编

唐国春(上海第二工业大学)

副 主 编

万国华(上海交通大学)

沈吟东(华中科技大学)

吴贤毅(华东师范大学)

顾 问(按姓氏拼音排序,中英文分开排序)

韩继业(中国科学院数学与系统科学研究院)

林诒勋(郑州大学)

秦裕瑗(武汉科技大学)

涂葦生(南开大学)

越民义(中国科学院数学与系统科学研究院)

T. C. Edwin Cheng(郑大昭)(香港理工大学)

Nicholas G. Hall(俄亥俄州立大学)

Chung-Yee Lee(李忠义)(香港科技大学)

Michael Pinedo(纽约大学)

编 委(按姓氏拼音排序)

车阿大(西北工业大学)

陈志龙(马里兰大学)

高亮(华中科技大学)

黄四民(清华大学)

李荣珩(湖南师范大学)

刘朝晖(华东理工大学)

谈之奕(浙江大学)

唐立新(东北大学)

王冰(上海大学)

王军强(西北工业大学)

张峰(上海第二工业大学)

张玉忠(曲阜师范大学)

周支立(西安交通大学)

丛书序言

我知道排序问题是从 20 世纪 50 年代出版的一本书名为 *Operations Research* (可能是 1957 年出版) 的书开始的。书中讲到了 Johnson 的同顺序两台机器的排序问题并给出了解法。Johnson 的这一结果给了我深刻的印象。第一, 这个问题是从实际生活中来的。第二, 这个问题有一定的难度, Johnson 给出了完整的解答。第三, 这个问题显然包含着许多可能的推广, 因此蕴含了广阔的前景。在 1960 年左右, 我在《英国运筹学(季刊)》(当时这是一份带有科普性质的刊物) 上看到一篇文章, 内容谈到三台机器的排序问题, 但只涉及四个工件如何排序。这篇文章虽然很简单, 但从中我也受到一些启发。我写了一篇讲稿, 在中国科学院数学与系统科学研究所里做了一次通俗报告。之后我就到安徽参加“四清”工作。不意所里将这份报告打印出来并寄了几份给我。我寄了一份给华罗庚教授。他对这方面的研究表现出很大的支持。这是 20 世纪 60 年代前期的事, 接下来便开始了文化大革命, 倏忽十年。20 世纪 70 年代初我从“五七”干校回京, 发现国外在排序问题方面已做了不少工作, 并曾在 1966 年开了一次国际排序问题会议, 出版了一本论文集 *Theory of Scheduling*。我与韩继业教授一道共同做了一些工作, 也算得上是排序问题在我国的一个开始。想不到在秦裕琰、林诒勋、唐国春以及许多教授的努力下, 随着国际的潮流, 排序问题的理论和应用在我国得到了如此蓬勃的发展, 真是可喜可贺!

众所周知, 在计算机如此普及的今天, 一门数学分支的发展必须与生产实际相结合, 才称得上走上健康的道路。一种复杂的工具从设计到生产, 一项巨大复杂的工程从开始施工到完工后的处理, 无不牵扯到排序问题。因此, 我认为排序理论的发展是没有止境的。我很少看小说, 但近来我对一本名叫《约翰·克里斯托夫》的作品很感兴趣。这是罗曼·罗兰写的一本名著, 实际上它是以后贝多芬为背景的一本传记体小说。这里面提到贝多芬的祖父和父亲都是宫廷乐队指挥, 当他的父亲发现他在音乐方面是个天才的时候, 便想将他培养成一个优秀的钢琴师, 让他到各处去表演, 可以名利双收, 所以强迫他勤学苦练。但贝多芬非常反感, 他认为这样的作品显示不出人的气质。由于贝多芬的如此感受, 他才能谱出如《英雄交响乐》《第九交响乐》等深具人性的伟大诗篇(乐章)。

我想数学也是一样。只有在人类生产中体现它的威力的时候,才能显示出数学这门学科的光辉,也才能显示出我们作为一个数学家的骄傲。

任何一门学科,尤其是一门与生产实际有密切联系的学科,在其发展初期,那些引发它成长的问题必然是相互分离的,甚至是互不相干的。但只要它继续向前发展,一些问题便会综合趋于统一,处理问题的方法也会发展壮大、深入细致,所谓根深叶茂、蔚然成林。我们的这套丛书现在有数册正在撰写之中,主题纷呈,蔚为壮观。相信在不久以后会有不少新的著作出现,使我们的学科呈现一片欣欣向荣、繁花似锦的局面,则是鄙人所厚望于诸君者矣。

越氏义

中国科学院数学与系统科学研究院

2019年4月

前 言

最优化技术在科学和工程等领域都有非常广泛的应用,理论界和工程界都对其进行了热切关注和深入研究。优化理论与算法的研究已成为一个具有理论意义和应用价值的热点课题。智能优化方法模仿自然现象的运行机制而产生,为解决复杂工程问题提供了新思路和新手段。最优化理论领域的“无免费午餐”定理说明算法混合是有效提高优化性能的一种手段,将各种算法有效地集成起来构成新的高效的优化方法是一个非常有价值的研究方向。

在现有智能优化方法的基础上,本书建立了学习型智能优化方法的基本框架。该框架采用智能优化模型和知识模型相结合的集成建模思路:智能优化模型按照“邻域搜索”策略对优化问题的可行空间进行搜索;知识模型从前期优化过程中挖掘有用知识,然后采用知识来指导智能优化模型的后续优化过程。构建学习型智能优化的基本框架,可以将智能优化模型和知识模型有效地结合起来,极大地提高了学习型智能优化方法的优化效果。学习型智能优化方法的基本框架为现有优化方法的改进提供了一种有益的借鉴。

本书提出了精英个体知识、构件知识、算子知识和参数知识 4 种知识形式,为学习型智能优化方法嵌入知识奠定了重要基础;构建了用于实现学习型智能优化方法的 8 类典型知识,可辅助学习型智能优化方法高效地求解复杂优化问题。

针对连续优化问题,本书设计并实现了一种求解函数优化问题的学习型遗传算法。采用 21 个标准测试函数进行实验,结果表明学习型遗传算法在优化性能方面优于近期公开发表的 3 种方法。

针对离散优化问题,本书设计并实现了求解 3 类典型离散优化问题的 5 种学习型智能优化算法。基于标准测试实例的实验结果表明,学习型智能优化算法在优化性能方面优于已经公开发表的多种方法。

针对实际工程问题,本书将学习型遗传算法和学习型蚁群算法分别应用于体系仿真优化问题、卫星地面站系统任务调度问题和多星任务规划问题,获得了非常满意的实验结果。

本书主要面向在运筹学领域研究智能优化方法的企业、高校与科研院所的

研究人员,帮助读者了解学习型智能优化算法的基本原理与框架流程,提高读者对学习型智能优化算法的实践与应用能力,促进学习型智能优化算法的发展与完善。

作者

2018年10月

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 背景及意义	1
1.1.1 背景	1
1.1.2 动机	2
1.2 智能优化方法	4
1.3 知识导向的智能优化算法	5
1.3.1 传统人工智能引导的智能优化算法	5
1.3.2 特定知识模型引导的智能优化算法	6
1.3.3 具有双层进化机制的文化算法	8
1.4 章节结构	11
第 2 章 学习型智能优化方法	14
2.1 学习型智能优化相关理论	14
2.1.1 知识	14
2.1.2 知识模型	15
2.1.3 遗传算法	16
2.1.4 蚁群算法	21
2.1.5 学习型智能优化的基本框架	28
2.1.6 学习型智能优化的运行机制	28
2.2 学习型智能优化中的知识	30
2.2.1 精英个体知识	30
2.2.2 构件知识	31
2.2.3 算子知识	37
2.2.4 参数知识	39
2.3 学习型智能优化算法的框架与流程	41
2.3.1 求解函数优化问题的学习型遗传算法框架与流程	43
2.3.2 求解非对称旅行商问题的学习型遗传算法框架与 流程	46

2.3.3	求解双层 CARP 优化问题的学习型遗传算法框架与 流程	48
2.3.4	求解双层 CARP 优化问题的学习型蚁群算法框架与 流程	50
2.3.5	求解柔性作业车间调度问题的学习型蚁群算法框架与 流程	52
2.3.6	求解柔性作业车间调度问题的学习型协同进化算法框架与 流程	54
2.3.7	求解体系仿真优化问题的学习型遗传算法框架与 流程	57
2.3.8	求解卫星地面站系统任务调度的学习型蚁群算法框架与 流程	58
2.3.9	求解多星任务规划问题的学习型蚁群算法框架与 流程	59
2.4	本章小结	62
第 3 章	求解函数优化问题的学习型遗传算法	63
3.1	问题描述及特点分析	63
3.2	求解过程	64
3.2.1	种群初始化	64
3.2.2	选择操作	66
3.2.3	交叉操作	66
3.2.4	变异操作	68
3.2.5	突变操作	71
3.2.6	终止条件	75
3.3	实验结果及分析	76
3.3.1	参数设置	76
3.3.2	几种典型的函数优化方法	77
3.3.3	普通测试函数的实验结果	78
3.3.4	组合测试函数的实验结果	80
3.4	本章小结	82
第 4 章	求解非对称旅行商问题的学习型遗传算法	83
4.1	问题描述及特点分析	83
4.1.1	旅行商问题描述	83
4.1.2	旅行商问题的分类	84

4.1.3	旅行商问题的应用和价值	85
4.1.4	旅行商问题的计算复杂性	85
4.2	求解过程	86
4.2.1	种群初始化操作	86
4.2.2	选择操作	86
4.2.3	交叉操作	87
4.2.4	变异操作	88
4.2.5	种群替换操作	89
4.2.6	局部优化操作	89
4.2.7	终止条件	92
4.3	实验结果及分析	92
4.4	本章小结	96
第5章	求解双层 CARP 优化问题的学习型遗传算法和学习型蚁群算法	97
5.1	问题描述及特点分析	97
5.1.1	双层 CARP 优化问题的相关术语	98
5.1.2	双层 CARP 优化问题的数学模型	101
5.1.3	双层 CARP 优化问题的简单实例	103
5.1.4	双层 CARP 优化问题的特点	104
5.2	求解框架	105
5.2.1	双层 CARP 优化问题的求解框架	105
5.2.2	宏观配置优化方法	109
5.2.3	扩展启发式方法 ERPS	111
5.2.4	扩展启发式方法 ERUH	112
5.3	求解过程	113
5.3.1	学习型遗传算法求解过程	113
5.3.2	学习型蚁群算法求解过程	120
5.4	学习型遗传算法的实验结果及分析	127
5.4.1	实验设计和参数设置	127
5.4.2	LEGA-1 和 LEGA-2 的比较实验	128
5.4.3	LEGA-2 和 LEGA-3 的比较实验	132
5.4.4	ERPS 和 LEGA-3 的比较实验	135
5.4.5	ERUH 和 LEGA-3 的比较实验	138
5.4.6	不同方法的优化曲线	139

5.5	学习型蚁群算法的实验结果及分析	140
5.5.1	实验设计和参数设置	140
5.5.2	ERPS 和 LEACO 的实验结果	141
5.5.3	ERUH 和 LEACO 的实验结果	143
5.5.4	LEGA 和 LEACO 的实验结果	144
5.6	本章小结	146
第 6 章	求解柔性作业车间调度问题的学习型蚁群算法和学习型协同进化算法	147
6.1	问题描述及特点分析	147
6.1.1	柔性作业车间调度问题的描述	147
6.1.2	柔性作业车间调度问题的分类	150
6.1.3	柔性作业车间调度问题的特点	151
6.1.4	柔性作业车间调度问题的求解过程	152
6.2	求解过程	154
6.2.1	学习型蚁群算法求解过程	154
6.2.2	学习型协同进化算法求解过程	160
6.3	学习型蚁群算法的实验结果及分析	167
6.4	学习型协同进化算法的实验结果及分析	170
6.5	本章小结	173
第 7 章	求解体系仿真优化问题的学习型遗传算法	174
7.1	问题描述	174
7.1.1	体系实例	174
7.1.2	数学模型	175
7.2	求解过程	176
7.2.1	分层优化方法	176
7.2.2	学习型遗传算法步骤	177
7.3	实验结果及分析	180
7.4	本章小结	182
第 8 章	求解卫星地面站系统任务调度的学习型蚁群算法	183
8.1	问题描述	183
8.2	求解过程	184
8.2.1	信息素的定义和初始化	184
8.2.2	可行解的构造	185
8.2.3	导向局部搜索方法	186

8.2.4	信息素的更新	187
8.2.5	终止准则	188
8.3	实验结果及分析	188
8.4	本章小结	191
第9章	求解多星任务规划问题的学习型蚁群算法	192
9.1	问题描述	192
9.1.1	多星任务规划的基本输入要素	193
9.1.2	多星任务规划的基本约束条件	195
9.1.3	多星任务规划的基本输出要素	195
9.1.4	多星任务规划的基本假设	196
9.1.5	多星任务规划问题分析	198
9.2	问题建模	201
9.2.1	数学符号	201
9.2.2	元任务	201
9.2.3	合成任务	203
9.2.4	收益函数构造	203
9.2.5	多星任务规划模型	204
9.3	求解过程	206
9.3.1	知识初始化	207
9.3.2	任务指派	207
9.3.3	任务合成	208
9.3.4	调度改进	215
9.3.5	知识学习	216
9.3.6	终止准则	216
9.4	实验结果及分析	216
9.4.1	测试实例的构造	217
9.4.2	实验结果及分析	218
9.5	本章小结	223
第10章	总结与展望	224
10.1	主要成果	224
10.2	研究展望	226
参考文献		227
索引		247
附录 A	函数优化问题的一些普通测试函数	248

附录 B 函数优化问题的一些组合测试函数	250
附录 C 双层 CARP 优化问题的测试实例	253
附录 D 双层 CARP 优化问题的最优下限估计方法	258
D.1 服务成本的最优下限估计	258
D.2 空车成本的最优下限估计	258
D.3 仓库构建成本的最优下限估计	264
D.4 车辆购置成本的最优下限估计	264
附录 E 英汉排序与调度词汇	268

第1章 绪 论

1.1 背景及意义

1.1.1 背景

在工业、农业、国防、工程、交通、金融、化工、能源和通信等许多领域都存在着大量的“寻优”需求。“寻优”可简要地概括为^[1]：在满足既定约束条件下，寻找一组比较合适的参数值，使待研究系统的某些性能指标达到最大或最小。优化在资源利用、结构设计、调度管理和后勤供应等许多领域已产生了巨大的经济效益和社会效益，同时在结构力学、生命科学、材料科学、环境科学、控制论等其他领域也有着非常广泛的应用。优化方法是一种以数学为基础，用于求解各种最优化问题的应用技术，优化方法理论和技术历来受到人们的广泛重视^[1]。最优化问题根据优化变量的取值类型可分为连续优化问题和离散优化问题两大类。随着科学技术的日益发展，离散优化问题与日俱增，越来越受到管理科学、运筹学、计算机科学及应用数学等诸多学科领域研究人员的高度重视。

在管理科学、计算机科学和工程学等学科及诸多应用领域中，不断涌现出许多大型复杂优化问题。面对这些问题，传统优化方法如牛顿法、共轭梯度法、模式搜索法和单纯形法等需要遍历整个搜索空间，从而产生搜索的组合爆炸，即无法在多项式时间内完成搜索。大型复杂优化问题通常都属于 NP-难问题。鉴于实际工程问题的复杂性、约束性、非线性和建模困难等特点，探索高效的优化算法已成为相关学科的主要研究方向之一。

自然界中许多自适应优化现象不断地启示着人类^[2]：生物体和自然生态系统通过自身演化就能比较满意地解决许多复杂问题。计算机科学家们不断地从生物系统研究中获得灵感，并通过模仿自然世界的内在机制去获取解决复杂优化问题的新方法。20世纪80年代以来，一些智能优化方法如遗传算法（源自达尔文的自然界进化理论）、蚁群算法（模拟蚂蚁的集体觅食行为）和神经网络（模拟大脑结构和思维过程）等，通过模拟某些自然现象或过程而产生、发展并不断成熟，为解决复杂工程问题提供了新思路和新手段。智能优化方法的出现

极大地丰富了最优化技术,也为那些用传统优化技术难以处理的组合优化问题提供了切实可行的解决方案。

智能优化方法模拟自然界的生物系统,依赖生物体的自身本能,通过无意识的寻优行为来优化其生存状态。智能优化方法根据所使用智能体的数量可分为基于个体的智能优化方法和基于种群的智能优化方法,其中模拟退火算法等是基于个体的智能优化方法,而遗传算法、蚁群算法和粒子群优化算法等都是基于种群的智能优化方法。基于种群的智能优化方法的主要特点可概括为^[2]:

- 是一类不确定的优化算法。不确定性体现了自然界生物的生理机制,并且在求解某些问题时优于确定性算法。
- 是一类概率型的全局搜索算法。随着搜索过程的不断推进,找到优质解的概率大于得到劣质解的概率,能以更大概率求得全局最优解。
- 在优化过程中不依赖于优化问题本身的某些数学特性。如目标函数和约束条件的精确数学描述、目标函数的连续性及可导性等。
- 是一类基于多个智能体的算法。各个智能体之间通过相互协作来更好适应环境,以获取所需性能。
- 具有潜在的并行性。搜索过程同时从多点出发,分布式并行模式极大提高了整个算法的运行效率、鲁棒性和反应能力。
- 具有学习能力。在复杂的、不确定的、时变的环境中,能通过自我学习不断提高个体的适应性。

智能优化方法的现有研究主要集中在三个方面^[1]:对现有智能优化方法进行改进并广泛应用,对其理论进行深入研究;开发新的智能优化工具,拓宽其应用领域,并对其寻求理论基础;各种现有智能优化方法的混合。算法性能(精度和速度)的提高是永无止境的,提高现有智能优化方法处理各种工程问题的性能,并对其进行理论研究已成为当前智能优化领域研究的首要任务和热点问题。

1.1.2 动机

根据搜索方法的发展历程(图 1.1),可将现有的搜索方法分为以下三类:古典搜索方法、启发式搜索方法和智能优化方法。

- 古典搜索方法。如步长加速法、旋转方向法、单纯型调优法、方向加速法、枚举法和随机搜索方法等。古典搜索方法仅通过比较目标函数值的大小来移动迭代点,它的搜索策略像是“跟着感觉走”。
- 启发式搜索方法。如共轭梯度法、牛顿型方法和变尺度法等。启发式搜

索方法有一套严密的理论体系,通过比较目标函数的梯度值来移动迭代点,可看作是“梯度信息启发下的简单智能搜索”。启发式搜索方法将优化问题的梯度信息引入优化过程中,采用目标函数的梯度值来引导优化方法的寻优过程。相对于古典搜索方法,启发式搜索方法能更快地搜索到优化问题的最优解。

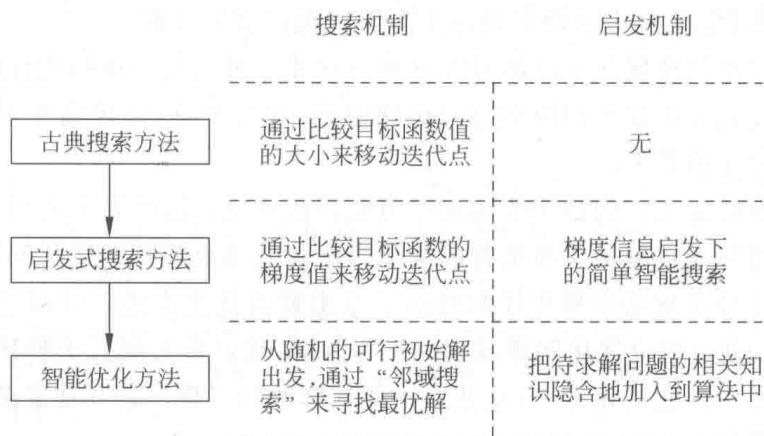


图 1.1 搜索方法的发展历程

- 智能优化方法。如模拟退火算法、遗传算法、禁忌搜索、进化规划、进化策略和蚁群算法等。智能优化方法在优化流程上均是一种“邻域搜索”结构。智能优化方法在一定程度上把优化问题的领域知识隐含地加入到算法中。如在遗传算法中,通过选择、交叉和变异操作,将优化问题的较优个体的一些部件特征(component characteristic)逐步地保留下来;在蚁群算法中,通过信息素将优化问题较优个体的一些部件特征逐步地保留下来。与启发式搜索方法相比,智能优化方法能较好地解决大规模复杂系统中出现的组合爆炸问题,不仅具有通用、稳健、简单、便于并行处理等优点,而且有望成为数值计算与语义表达、形象思维等高级智能行为之间相互联系的桥梁。智能优化方法的研究在一些采用传统方法难以解决或无法解决的应用领域中取得了重大突破。

在现有智能优化方法中,还没有大量直接地挖掘、存储和应用待求解问题的相关领域知识,还不能最有效地得到最优解。在现实生活中,实际系统的规模越来越大,约束条件越来越多,系统结构越来越复杂,多准则、非线性、不可微、不确定已成为这些复杂系统的基本特征。探寻适合大规模计算且具有智能特征的问题求解方法已成为相关学科的研究热点和重要研究方向。

本书认为在求解复杂优化问题时,可从优化过程中直接挖掘一些待求解问题的相关知识,然后应用知识来指导后续优化过程。本文更多地关注一些显性