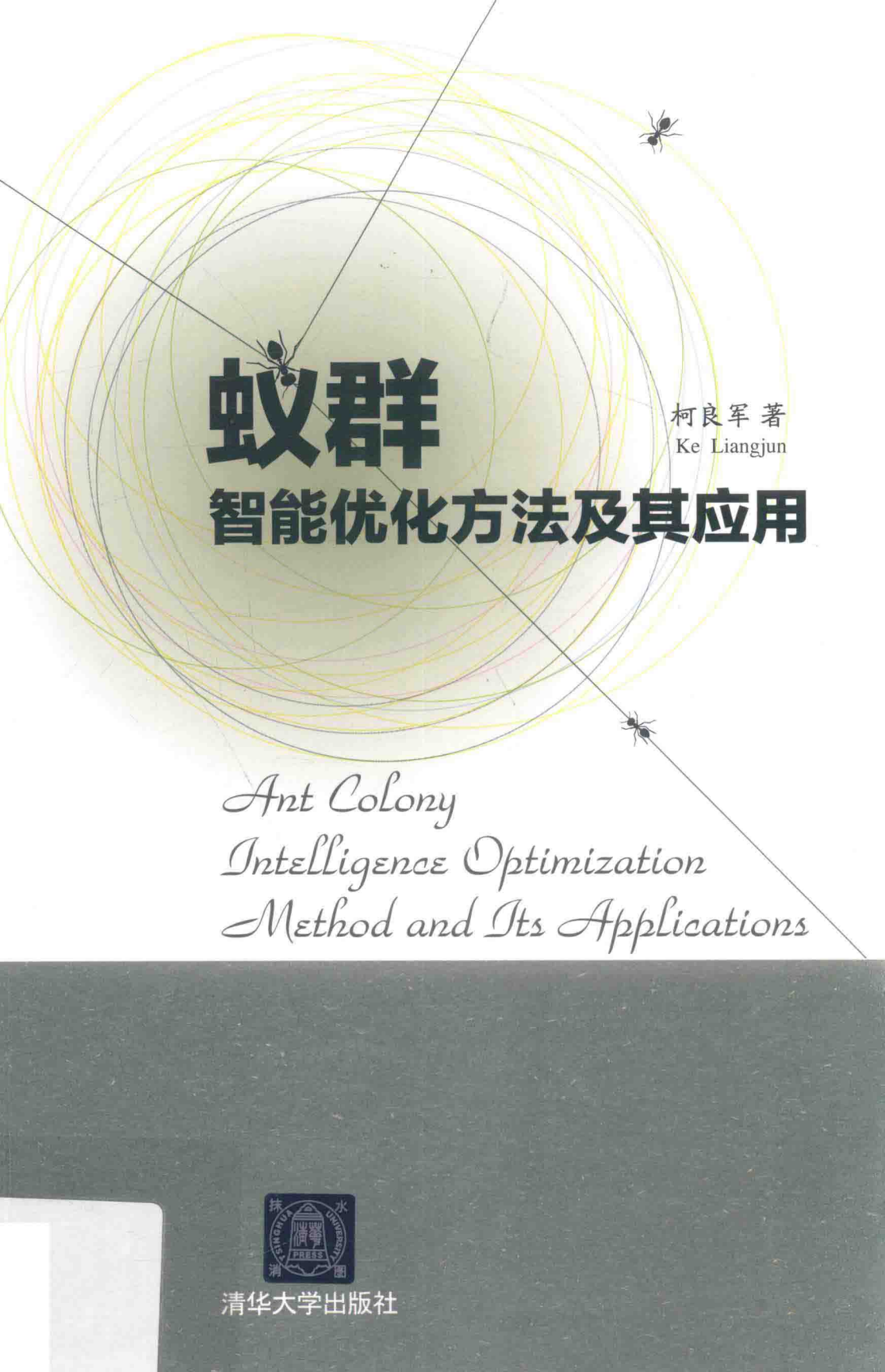


The background of the cover features a series of concentric, overlapping circles in shades of yellow and grey. A thin black line runs diagonally from the top left to the bottom right. Three small black ants are positioned on this line: one near the top right, one near the center left, and one near the bottom right.

蚁群

智能优化方法及其应用

柯良军 著
Ke Liangjun

*Ant Colony
Intelligence Optimization
Method and Its Applications*



清华大学出版社

蚁群

智能优化方法及其应用

柯良军 著
Ke Liangjun



清华大学出版社
北京

内 容 简 介

本书在简要阐述智能优化方法相关理论的基础上,介绍了蚁群智能优化方法的基本原理、算法基本要素等基本内容。同时,介绍了蚁群智能优化方法在旅行商问题、背包问题、定向问题、属性约简、卫星资源调度问题、旅游路线规划问题以及多目标组合优化问题等复杂组合优化问题的应用示例,详细阐述了蚁群智能优化方法在具体应用中的基本设计方法以及算法性能改善的有效途径。

本书适合作为从事智能优化方法及其应用研究的相关科技工作者、专业技术人员的参考书,也可作为计算机学科、控制科学等专业研究生和高年级本科生学习蚁群智能优化方法的参考书。

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

蚁群智能优化方法及其应用/柯良军著. —北京:清华大学出版社,2017(2017.7重印)
ISBN 978-7-302-46573-7

I. ①蚁… II. ①柯… III. ①最优化算法—研究 IV. ①O242.23

中国版本图书馆CIP数据核字(2017)第030241号

责任编辑:王芳

封面设计:常雪影

责任校对:李建庄

责任印制:刘海龙

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

课件下载: <http://www.tup.com.cn>, 010-62795954

印装者:北京九州迅驰传媒文化有限公司

经 销:全国新华书店

开 本:155mm×235mm 印 张:11.5 字 数:212千字

版 次:2017年6月第1版

印 次:2017年7月第2次印刷

印 数:1001~1500

定 价:59.00元

产品编号:071705-01

项 目 资 助

国家自然科学基金项目(61573277)

陕西省自然科学基金项目(2015JM6316)

前言



FOREWORD

最优化是人类决策的基本准则。智能优化方法作为一类重要的优化方法,通过模拟自然界中的智能行为或现象,在可接受的时间内,得到问题的满意解。智能计算具有很强的适应性,易于实现,广泛应用于工业生产和社会生活中的复杂大规模优化问题,受到国内外学术界和工业界的极大关注。

蚁群智能优化方法是一类重要的智能优化方法,已经用于解决许多复杂的优化问题。本书在总结主流智能优化方法的基础上,介绍了蚁群智能优化方法的基本思想和基本要素,同时,详细阐述了蚁群智能优化方法的算法改进和理论研究等方面的研究成果。

蚁群智能优化方法原理较简单,但实现起来却并不简单。它的成功应用依赖于使用者对算法原理、待解决问题的理解程度,也依赖于算法编程实现。本书着重讲述了作者在用蚁群智能优化方法解决旅行商问题、背包问题、定向问题、属性约简、卫星资源调度问题以及多目标组合优化问题等复杂组合优化问题时的设计思路,有助于读者更好地理解和掌握蚁群智能优化方法,并用于解决其他难题。

本书共 10 章。第 1 章讲述智能优化方法的基本概念及其重要性;第 2 章给出蚁群智能优化方法的基本原理和算法要素,概述其国内外研究现状;在后续的各个章节中,针对 8 个问题讲述如何利用蚁群智能优化方法进行算法设计和分析。

本书适合计算机、自动化等专业本科生和研究生用于了解和学习蚁群智能优化方法等智能计算方法,也可作为科研工作者和工程技术人员的参

考书。

本书得到国家自然科学基金项目(编号:61573277)和陕西省自然科学基金(编号:2015JM6316)的资助以及宇航动力学国家重点实验室开放基金的支持,在此表示诚挚感谢。本书的完成得益于冯祖仁教授、张青富教授和李晶研究员的指导。

由于作者水平有限,书中难免有各种不足,敬请读者不吝批评指正。

作 者

2017 年 3 月

目 录



CONTENTS

第 1 章 绪章	1
1.1 引言	1
1.2 复杂性理论的基础知识	2
1.2.1 算法的复杂度	3
1.2.2 问题的复杂度	4
1.3 智能优化方法概述	4
1.3.1 常用的智能优化方法	5
1.3.2 智能优化方法的一般框架	19
1.3.3 智能优化方法分类	19
1.3.4 智能优化方法的特点	20
1.4 本书内容及组织	21
参考文献	21
第 2 章 蚁群优化方法概述	25
2.1 蚁群算法的思想起源	25
2.2 蚁群算法的基本框架	28
2.3 基本蚁群算法及其典型改进算法	29
2.3.1 基本蚁群算法	30
2.3.2 蚁群系统	32
2.3.3 最大最小蚂蚁系统	34
2.4 蚁群算法研究现状	35
2.4.1 蚁群算法的应用	35

2.4.2	蚁群算法的改进	36
2.4.3	蚁群算法的理论研究	39
2.5	小结	40
	参考文献	41
第3章	旅行商问题	46
3.1	引言	46
3.2	算法描述	46
3.3	算法随机模型与收敛性质分析	48
3.4	参数设置和数值实验分析	50
3.4.1	参数设置	51
3.4.2	与其他改进蚁群算法的比较	52
3.5	小结	54
	参考文献	54
第4章	多维背包问题	55
4.1	问题描述	55
4.2	现有算法回顾	56
4.3	算法描述	57
4.3.1	算法的基本思想	57
4.3.2	信息素和启发信息的定义	59
4.3.3	解的构造	60
4.3.4	信息素的更新规则	60
4.3.5	局部搜索	61
4.4	信息素下界的选取	61
4.4.1	Stützle 和 Hoos 法的分析	61
4.4.2	自适应方法	62
4.5	实验分析	65
4.5.1	解的评价	65
4.5.2	参数选取	65
4.5.3	性能分析	70
4.6	小结	75
	参考文献	76
第5章	定向问题	78
5.1	问题描述	78

5.2	算法描述	79
5.2.1	启发信息的定义	79
5.2.2	解的构造	80
5.2.3	信息素的更新规则	80
5.3	差异量的性质	81
5.4	平均差异量的计算	82
5.5	实验分析	83
5.6	小结	87
	参考文献	87
第 6 章	团队定向问题	89
6.1	问题描述	89
6.2	现有算法回顾	91
6.3	算法描述	91
6.3.1	信息素和启发信息的定义	92
6.3.2	解的构造	93
6.3.3	信息素的更新规则	96
6.3.4	局部搜索	97
6.4	实验分析	97
6.4.1	参数设置	98
6.4.2	4 种构造法的比较	98
6.4.3	与其他算法的比较	102
6.5	小结	105
	参考文献	106
第 7 章	属性约简	108
7.1	问题描述	108
7.2	现有算法回顾	110
7.3	算法描述	111
7.3.1	边模式蚁群算法	111
7.3.2	团模式蚁群算法	112
7.3.3	点模式蚁群算法	114
7.4	实验分析	115
7.5	小结	117
	参考文献	117

第 8 章 卫星资源调度问题	119
8.1 问题描述	119
8.1.1 卫星测控基本概念	119
8.1.2 卫星测控资源调度	122
8.2 卫星测控资源调度模型	123
8.2.1 决策变量的选择	124
8.2.2 约束条件的描述	125
8.2.3 卫星测控资源调度数学模型	125
8.3 卫星测控资源调度问题求解	126
8.3.1 蚁群算法	126
8.3.2 解的构造	129
8.3.3 实验结果	129
8.4 小结	130
参考文献	130
第 9 章 旅游路线规划问题	131
9.1 引言	131
9.2 问题描述	131
9.3 旅游路线规划问题的数学模型	132
9.4 相关算法	134
9.4.1 GLS(Guided Local Search)	134
9.4.2 GRASP(Greedy Random Adaptive Search Procedure)	136
9.4.3 烟花算法	137
9.5 蚁群算法及其分析	142
9.6 小结	143
参考文献	143
第 10 章 多目标组合优化问题	145
10.1 引言	145
10.2 多目标优化的基本概念	147
10.3 基于分解的多目标蚁群算法	148
10.3.1 MOEA/D-ACO 求解 MOKP	150
10.3.2 MOEA/D-ACO 求解 MTSP	152
10.4 与 MOEA/D-GA 在 MOKP 上的比较	154

10.4.1	实验条件	154
10.4.2	性能评价指标	154
10.4.3	结果比较	155
10.5	与 BicriterionAnt 在 MTSP 上的比较	158
10.5.1	实验条件	158
10.5.2	实验结果	159
10.6	小结	164
	参考文献	164
附录		166



第1章

绪 章

1.1 引言

随着科学技术的进步,人类生存空间不断扩大,认识世界和改造世界的范围不断拓宽,各领域不断涌现大量的大规模、非线性、强约束的复杂优化问题。问题的计算复杂性给优化方法带来新的挑战。虽然经典优化方法的理论相对完备,然而这些方法一般只适用于具有特殊结构的优化问题。例如,单纯形算法仅适用于线性规划,不能用于非线性问题;梯度下降法假设待求解的问题是连续可微的^[1]。在第二次世界大战中,美国数学家冯·诺伊曼(Von Neumann)等提出了蒙特卡罗(Monte Carlo)方法^[2],并利用刚刚诞生的电子计算机进行模拟计算,有效地解决了原子弹研制过程中出现的大量问题。人们认识到利用计算机进行“采样”可以求解优化问题。蒙特卡罗方法启发人们重新认识优化,并致力于探索新型优化方法。

自20世纪80年代以来,尤其是在最近20年,一些与经典的数学规划截然不同的、试图通过模拟自然界中的自适应优化现象求解复杂优化问题的新型智能优化算法相继出现,如遗传算法、人工免疫算法、模拟退火算法、人工神经网络、蚁群算法、粒子群优化算法等^[3,4],这些智能优化算法大大丰富了优化技术,也为那些传统最优化技术难以处理的优化问题提供了新的极具竞争力的解决方案。

在众多智能优化算法中,蚁群算法是最成功的算法之一^[5]。该算法由意大利学者 Dorigo 等于 20 世纪 90 年代初提出,蚁群算法模拟蚂蚁觅食行为,将习得的信息保存在信息素场中,在产生解时,它利用问题相关的启发信息和习得的信息,而在信息加工时利用历史解信息更新信息素场,信息素场又反馈指导蚁群产生更好的解。

蚁群算法首先用于求解著名的旅行商问题(Traveling Salesman Problem, TSP),并获得了很好的计算效果^[6]。此后该算法逐渐引起了国内外学者的关注,他们对该算法做了许多改进并且将其应用于更为广泛的领域,取得了一系列令人鼓舞的成果^[5]。1999 年, Dorigo 等将其进一步发展成一种通用的优化技术——蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO),并将所有符合 ACO 框架的算法统称为蚁群算法^[7],从而为 ACO 的理论研究和算法设计提供了统一的框架。目前,蚁群算法的应用范围涉及城市给水排水问题^[8]、卫星调度^[9]、机器人领域^[10~14]、电力系统^[15~18]、故障诊断^[19]、系统辨识^[20]、数据挖掘^[21~25]、图像处理^[26~28]、航迹规划^[29,30]、空战决策^[31]、岩土工程^[32]、化学工业^[33]、生命科学^[34]、布局优化^[35]、控制参数优化^[36,37]等科技和工程领域^[38,39]。

1.2 复杂性理论的基础知识

一般地,优化问题可表述如下:

$$\min_{x \in \Omega} f(x) \quad (1-1)$$

其中, f 是目标函数, x 是变量, Ω 是解空间,它由一组约束定义。称解 x^* 为全局最优的(globally optimal),如果解 $x^* \in \Omega$ 比解空间中任意解的目标函数值小,即 $f(x^*) \leq f(x), \forall x \in \Omega$; 称解 x^* 为子空间 $\Theta \in \Omega$ 中局部最优的(locally optimal),如果解 $x^* \in \Theta$ 比子解空间 Θ 中任意解的目标函数值小,即 $f(x^*) \leq f(x), \forall x \in \Theta$ 。

在优化问题中,目标函数、约束函数和变量有不同的表现形式,对应于不同类型的优化问题。

- 函数类型: 有许多分类标准。例如按照是否线性分为线性函数或非线性函数,相应的优化问题分别称为线性优化和非线性优化; 按照是否为凸分为凸函数或非凸函数,相应的优化问题分别称为凸优化和非凸优化; 按照是否连续可以分为连续函数和非连续函数,相应的优化问题分别称为连续优化和非连续优化。
- 函数表示: 在一些问题中,函数可以给出解析表达式。但是在一些

问题中,函数只能用黑盒子表示,通常只有若干采样点对应的目标函数值,例如结构设计问题。

- 目标函数个数:如果目标函数只有一个,则是单目标优化问题;如果不止一个,则为多目标优化问题。
- 函数系数类型:系数可能是确定的,也可能是动态变化的,还可能是不确定的(随机数、模糊数)。
- 变量类型:如果变量是函数,则是变分问题;如果变量是数值型,则又可以分为连续变量和离散变量;如果一个问题中既有连续变量也有离散变量,则该问题是混合型的。
- 变量个数:如果只有一个变量,则称为单变量问题,否则是多变量问题。

我们不禁要问:这些优化问题哪些是容易的,哪些是复杂的?下面依据计算复杂性理论^[40]探讨这个问题。

计算复杂性理论研究至少需要多少的资源计算一类问题。所谓资源,通常是指时间和空间,即求解问题时所需的运算数和内存。相应地,复杂性分析包括时间复杂性和空间复杂性分析。

一个问题的复杂度不是指特定算法求解某个算例所需的资源,而是指求解该问题最优算法的复杂度。下面简单介绍算法复杂度和问题复杂度的基本概念。

1.2.1 算法的复杂度

评价一个算法通常从时间复杂度和空间复杂度两个方面考虑。分析算法的时间复杂度时,并不是要得到算法运行所需要的时间,而是要得到一个估计量。另一方面,运算时间只能依靠实际实验得到,因此,运算时间依赖于计算环境,用运算时间衡量复杂度意义不大。算法的运行时间与算法中语句的运算数呈正比例,如果运算数多,则运行时间就长。算法中的语句运算数称为时间频度,记为 $T(n)$,其中 n 是问题规模。

算法的时间复杂度是时间频度 $T(n)$ 的渐近估计量。称算法的复杂度为 $O(T(n))$,如果存在正常数 n_0 和 c 使得任意 $n > n_0$,其复杂度都小于 $cT(n)$ 。也就是说,算法的复杂度与 $T(n)$ 具有相同数量级,其中 $T(n)$ 为 n 的函数。

- 多项式时间算法:称算法为多项式算法,如果其复杂度为 $O(p(n))$,其中 $p(n)$ 是 n 的多项式。
- 指数级时间算法:称算法为指数级算法,如果其复杂度为 $O(c^n)$,其中常

数 $c > 1$ 。

如果一个算法是指数级时间算法,则算法的复杂度随着问题规模呈指数级增长。

算法的空间复杂度是指算法在计算机内执行时所需存储空间。称算法的空间复杂度 $S(n)$ 为 $O(S(n))$,即算法的复杂度与 $S(n)$ 具有相同数量级,其中 $S(n)$ 为 n 的函数。

1.2.2 问题的复杂度

P-类问题: 如果存在一个多项式时间算法,或该问题能由确定型图灵机在多项式时间内解决,称该问题为 P-类问题。

NP-类问题: 如果至今没有找到多项式时间算法解的一类问题,或该问题能由非确定型图灵机在多项式时间内解决,称该问题为 NP-类问题。

NP-完全问题(NPC): 此类 NP 问题中的所有的 NP 问题都可以用多项式时间归约到某一个 NP-完全问题。它是 NP 类中“最难”的问题,换言之,它们是最可能不属于 P 类的。

NP-hard 类问题: 若 NP 中所有问题到该问题是图灵可归约的,称该问题为 NP-hard 类问题。对于这一类问题,一般认为不存在多项式时间的精确性算法求得最优。

迄今为止,人们还没有证实或证伪 $P \neq NP$? 图 1-1 给出了在 $P \neq NP$ 条件下, P、NP、NPC 和 NP-hard 的关系。

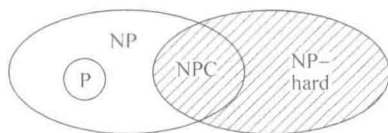


图 1-1 P、NP、NPC 和 NP-hard 关系图

本书涉及的旅行商问题、多维背包问题、定向问题、属性约简、卫星资源调度问题都是 NP-hard 类问题。

1.3 智能优化方法概述

面对形形色色的优化问题,人们已经提出了大量的优化算法。优化算法可分为精确算法和近似算法。

- **精确算法:** 精确算法以找到问题最优解为目标。典型的精确算法包括动态规划、分支定界算法、割平面法等。

- 近似算法：近似算法不能保证得到最优解，通常以得到问题的满意解为目标。近似算法有逼近算法和启发式算法。逼近算法能够给出所得到的解质量估计以及运行时间的界。启发算法能找到大规模算例的好解，它能以可以接受的计算开销得到可以接受的解，但是不能得到解的质量估计。启发算法可分为专门的启发算法和智能计算方法。专门的启发算法是针对某一个问题设计的启发式算法；而智能计算方法能应用于几乎所有的优化问题。

在设计优化算法时，一种思路是针对问题的特殊结构，设计出专用型算法。例如单纯形算法是运筹学的经典之作，但是它只能用于线性规划问题。

经典数学规划中的算法基本是专用型算法。这类算法一般都有很好的理论支撑，强调对问题结构的数学化应用，往往能找到最优解。这当然限制了这类算法的应用范围，并且这类算法对于使用者的编程能力也提出了很高的要求。

随着人类社会的发展，新的复杂问题层出不穷，许多问题要求人们在较短的时间内得到一个满意的解，因此迫切需要通用性强且易于实现的算法。

这些困境促使人们探索新的优化方法。同时，随着科学技术的发展，人们将生物学、物理学、化学中的原理方法与优化相结合，提出了许多智能优化方法。

1.3.1 常用的智能优化方法

1. 遗传算法

1) 简介

遗传算法^[41]是最早的智能计算方法。它模拟自然界进化现象，借鉴达尔文的进化论以及生物遗传学的基本思想求解优化问题。

1859年，达尔文在其经典巨著《物种起源》中提出了自然选择（天择）学说。其核心思想是“物竞天择、适者生存”。具体地说，生物间存在生存争斗，适应者存活下来，不适应者被淘汰。生物通过遗传、变异和自然选择，从低级到高级，从简单到复杂进化发展。现代生物学表明：遗传物质是基因，遗传性状由基因控制，物竞天择，竞的是基因。在生物进化过程中，遗传信息保存在基因中，而染色体是基因的载体，突变和基因重组可以得到新的基因，从而产生新的染色体。而具有优良染色体的个体能更好地适应环境。J. Holland正是借鉴这一思想提出了遗传算法。在1975年出版的著作《自然与人工系统的自适应》中，他系统提出了遗传算法，还建立了模式理论（Schema Theorem），以解释遗传算法的工作机理。模式理论是遗传算法的

重要理论基石。

在遗传算法提出之初,它主要应用于自适应系统。凭借 J. Holland 的学生 K. DeJong 和 D. Fogel 等的大量研究,遗传算法才被用于求解优化问题。1985 年, D. Goldberg 在其博士论文中研究了面向天然气管道优化的遗传算法。1989 年, D. Goldberg 出版了《搜索、优化于机器学习中的遗传算法》,这是遗传算法发展过程中的又一里程碑式的著作。进入 20 世纪 90 年代以后,遗传算法得到了科学界和工业界的广泛重视,出现了大量的研究成果和成功的工程实践。

在数学规划中,首先用数学语言描述优化问题,建立数学模型,再利用数学中的运算求解问题。在用遗传算法求解优化问题时,首先用生物学语言描述优化问题,将解编码成一个染色体,利用目标函数和约束函数建立染色体适应度函数评价染色体的适应能力,再利用生物进化过程模拟算法求解过程。

2) 基本框架

遗传算法模拟生物学的进化过程。它首先对优化问题的解进行编码,将其表达成染色体,并产生由一定数量染色体组成的初始种群。再利用遗传操作对种群中的染色体进行操作,产生出新的种群,优者繁殖,劣者淘汰,使新种群更适应于环境。末代种群中的最优个体经过解码,输出遗传算法得到的最优解。

遗传操作包括 3 个基本遗传算子(genetic operator): 选择(selection)、交叉(crossover)、变异(mutation)。它们都是以随机规则进行操作的,其效果与编码方法、适应度函数、参数设定等密切相关。

遗传算法的主要步骤如下:

(1) 种群初始化: 进化代数计数器 t 设为 0,随机生成 N 个个体作为初始种群 $P(0)$,并计算种群 $P(t)$ 中每个个体的适应度。

(2) 选择运算: 依据种群中个体的适应度,将选择算子作用于种群。选择的目的是把种群中适应度高的个体直接遗传到下一代或通过配对交叉产生新的个体再遗传到下一代。

(3) 交叉运算: 将交叉算子作用于种群。交叉的作用是将两个父代个体的部分基因加以交换重组而生成新个体。在遗传算法中,交叉算子发挥着重要的作用,它是产生新解的重要算子。

(4) 变异运算: 将变异算子作用于种群。该算子改变种群中个体的若干基因座上的基因值。

(5) 种群更新: 种群 $P(t)$ 经过选择、交叉、变异运算之后得到下一代种