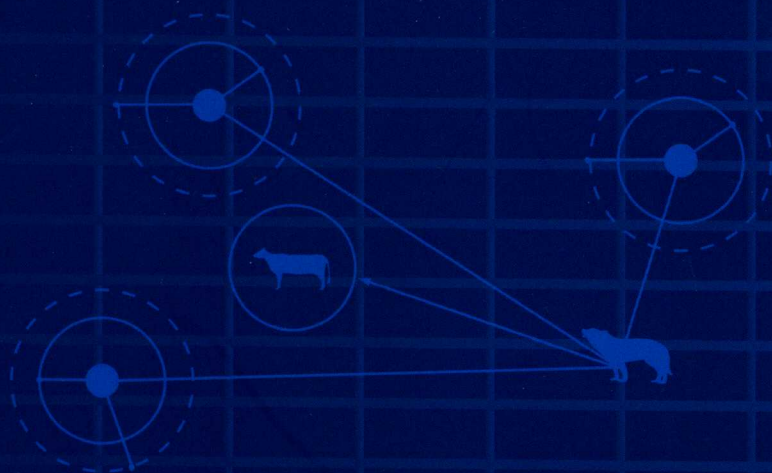


生物地理学优化算法的改进 及其在图像分割上的应用

张新明 康强 著



非外借



科学出版社

生物地理学优化算法的改进 及其在图像分割上的应用

张新明 康 强 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

群智能优化算法一般具有原理简单、易于实现的特点，能够较好地处理许多优化问题。生物地理学优化算法是受生物地理学理论启发而开发的一种进化计算技术，是群智能优化算法之一，广泛应用于处理科学和工程领域中的优化问题。本书详细介绍了作者在生物地理学算法改进上的六项研究成果以及四项改进的生物地理学优化算法在图像分割上的应用研究成果。

本书注重理论与应用的结合，遵循由浅入深、循序渐进的原则，内容丰富，实验充分。本书可供高等学校、科研院所的计算机科学、人工智能、自动化和管理科学等专业的教师和学生阅读，也可供相关领域的科技工作者和工程技术人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

生物地理学优化算法的改进及其在图像分割上的应用/张新明，康强著.
—北京：科学出版社，2019.6

ISBN 978-7-03-060381-4

I. ①生… II. ①张… ②康… III. ①生物地理学-最优化算法-应用-图象分割-研究 IV. ①TN911.73 ②TP301.6

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 006163 号

责任编辑：王 哲/责任校对：张凤琴

责任印制：师艳茹/封面设计：迷底书装

科 学 出 版 社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码：100717

<http://www.sciencep.com>

北京中石油彩色印刷有限责任公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2019 年 6 月第 一 版 开本：720×1000 B5

2019 年 6 月第一次印刷 印张：15 1/4 插页：3

字数：300 000

定价：98.00 元

(如有印装质量问题，我社负责调换)

河南师范大学学术专著出版基金资助

2019 年河南省高等学校重点科研项目计划

(项目编号: 19A520026) 资助

前 言

优化是指在面临选择性问题时，从众多候选方案中选择最优方案的过程。如何快速高效地处理科学和工程领域中遇到的优化问题已成为当今优化领域研究的重点和热点。为了处理优化问题，优化方法应运而生，一般来讲，其可以分为确定性优化方法和随机性优化方法。启发式算法是一类典型的随机性优化方法，其设计灵感源于大自然，特别是具有自然进化思想的元启发式算法，在国内外掀起一轮又一轮的研究热潮。元启发式算法又可以分为单点搜索和群体搜索，其中，基于群体搜索的元启发式算法被称为群智能优化算法，其设计模拟了自然现象和动植物行为，主要利用群智能的方法在解空间区域中搜索最优解。与传统的优化方法相比，群智能优化算法原理简单、易实现、速度快、效率高，能够较好地处理越来越多的优化问题，得到了业内学者的广泛关注。

生物地理学优化 (Biogeography-Based Optimization, BBO) 算法是群智能优化算法之一，其模拟了自然界物种在不同栖息地之间的迁移行为及栖息地自身生态环境的变异现象。该算法自提出以来，迅速成为领域内的研究热点。随着社会发展和科技进步，优化问题的复杂性和多样性也在不断提升，特别是大数据时代的到来，更多更为复杂的多峰、不连续、非线性不可分等优化问题有待解决，对智能优化方法的性能发起了巨大挑战。目前的研究虽然一定程度上增强了 BBO 算法的性能，并能较好地处理一些优化问题，但对于新的优化问题却无法保证优化效果。因此，BBO 算法依然有着较大的提升空间和研究价值。

图像分割是把图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域，并提取感兴趣目标的技术和过程，其在工程领域中的应用具有重要意义。基于阈值的分割方法是现有图像分割方法之一，其计算量小、性能稳定、易实现，因此被广泛应用。图像阈值分割最关键的步骤是选取合适的阈值或阈值向量，传统的阈值分割方法常常采用穷举法搜索阈值或阈值向量，但随着阈值数的增加，其计算复杂度呈指数增长。为了提升阈值分割的效率，学者们引入优化方法来搜索合适的阈值或阈值向量。BBO 算法的性能已被证明优于经典的遗传算法、粒子群优化算法等多个算法，BBO 的改进算法有潜力更好地处理图像阈值分割问题。

目前国内出版的 BBO 算法及其相关研究的学术著作并不多，且没有发现应用 BBO 算法处理图像分割问题的学术著作。考虑到上述情况，作者结合自身对 BBO 算法的学习和理解，整理几年来收集的大量资料，整合所在的课题组近几年潜心研究的创新性成果，撰写了本书。旨在通过对 BBO 算法的背景、步骤、改

进及应用研究的详细描述,帮助读者理清思路,真正理解 BBO 算法,为广大学者在该算法的研究方面给予一定的启发。群智能优化算法具有共性,读者可以通过对 BBO 算法的学习,延伸至对其他群智能优化算法的研究。

本书共 15 章。第 1 章介绍优化问题和优化方法及群智能优化的相关知识,描述本书所涉及的主要群智能优化算法,罗列本书的篇章结构;第 2 章由生物地理学理论引入 BBO 算法,详细描述算法的步骤及原理,分析其优缺点和改进动机,并对算法相关研究进行简单综述;第 3 章从大量国内外 BBO 算法相关文献中选取算法主要部分的各代表性改进研究作为示例进行描述;第 4 章描述一种差分迁移和趋优变异的 BBO 算法;第 5 章描述一种差分变异和交叉迁移的 BBO 算法;第 6 章描述一种混合交叉的 BBO 算法;第 7 章描述一种高效融合的 BBO 算法;第 8 章描述一种混合灰狼优化的 BBO 算法;第 9 章描述一种混合蛙跳优化的 BBO 算法;第 10 章介绍图像分割相关知识,描述基于阈值分割的方法以及如何使用群智能优化算法处理图像阈值分割问题;第 11 章将一种多源迁移和自适应变异的 BBO 算法应用于多阈值图像分割;第 12 章将一种动态迁移和椒盐变异的 BBO 算法应用于多阈值图像分割;第 13 章将一种混合迁移的 BBO 算法应用于多阈值图像分割;第 14 章将一种混合细菌觅食优化的 BBO 算法应用于多阈值图像分割;第 15 章对全书内容进行概述,解释本书提出的所有改进算法的联系和区别,对未来的研究进行展望;附录罗列全书实验用到的基准函数的信息。

本书由河南师范大学学术专著出版基金、2019 年河南省高等学校重点科研项目计划(项目编号:19A520026)资助。借本书出版之际,感谢朱遵略教授、郭海明教授、孔祥会教授、刘科教授等的大力支持和指导,感谢王改革等专家为本书所涉及的部分对比算法提供源代码,感谢课题组成员尹欣欣、涂强、程金凤、王霞、王豆豆、付子豪等为本书内容的整理和校稿所做出的贡献。

由于作者水平所限,不少内容尚需完善和深入研究,本书难免存在不足之处,恳请各位专家和读者批评指正。

作者

2019 年 2 月

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 优化问题和优化方法	1
1.1.1 优化问题	1
1.1.2 优化方法	2
1.2 群智能优化算法	4
1.2.1 群智能优化算法原理及步骤	4
1.2.2 群智能优化算法相关知识	5
1.2.3 群智能优化算法国内外研究现状	8
1.3 本书所涉及的主要群智能优化算法	9
1.3.1 遗传算法	9
1.3.2 粒子群优化算法	10
1.3.3 差分进化算法	11
1.3.4 细菌觅食优化算法	12
1.3.5 蛙跳算法	14
1.3.6 人工蜂群算法	15
1.3.7 烟花算法	16
1.3.8 灰狼优化算法	18
1.4 本书篇章结构	19
参考文献	21
第 2 章 生物地理学优化算法	23
2.1 生物地理学理论	23
2.1.1 理论背景	23
2.1.2 生物地理学	24
2.2 BBO 算法	25
2.2.1 BBO 算法数学模型	25
2.2.2 BBO 算法步骤及原理	27
2.2.3 BBO 算法优缺点分析	33
2.2.4 BBO 算法改进动机分析	35
2.2.5 BBO 算法相关研究综述	36

2.3	本章小结	37
	参考文献	38
第3章	生物地理学优化算法代表性改进研究简介	41
3.1	BBO 算法迁移模型的改进	41
3.2	BBO 算法种群初始化的改进	45
3.3	BBO 算法迁移算子的改进	46
3.4	BBO 算法变异算子的改进	47
3.5	BBO 算法清除算子的改进	48
3.6	BBO 算法选择策略的改进	49
3.7	BBO 算法的混合改进	50
3.8	本章小结	51
	参考文献	51
第4章	差分迁移和趋优变异的 BBO 算法	53
4.1	引言	53
4.2	DGBBO 算法	53
4.2.1	榜样选择方案	53
4.2.2	差分迁移算子	54
4.2.3	趋优变异算子	56
4.2.4	贪婪选择法替换精英保留机制	58
4.2.5	改进的迁移概率计算方式	59
4.2.6	DGBBO 算法总流程	59
4.2.7	DGBBO 算法与 BBO 算法的异同点	60
4.3	实验与分析	60
4.3.1	实验准备	60
4.3.2	DGBBO 算法与其不完整变体算法的对比	61
4.3.3	DGBBO 算法与同类算法的对比	64
4.3.4	DGBBO 算法与其他类算法的对比	66
4.3.5	DGBBO 算法的 t 检验	68
4.3.6	DGBBO 算法的计算复杂度讨论	70
4.3.7	实验总结	71
4.4	本章小结	71
	参考文献	71
第5章	差分变异和交叉迁移的 BBO 算法	73
5.1	引言	73
5.2	DCBBO 算法	73

5.2.1	差分变异算子	73
5.2.2	交叉迁移算子	74
5.2.3	启发式交叉操作	75
5.2.4	DCBBO 算法总流程	77
5.2.5	DCBBO 算法与 BBO 算法的异同点	77
5.3	实验与分析	78
5.3.1	实验准备	78
5.3.2	DCBBO 算法与同类算法的对比	78
5.3.3	DCBBO 算法与其他类算法的对比	82
5.3.4	DCBBO 算法的 Wilcoxon 符号秩检验	85
5.3.5	DCBBO 算法的计算复杂度讨论	86
5.3.6	实验总结	86
5.4	本章小结	86
	参考文献	87
第 6 章	混合交叉的 BBO 算法	88
6.1	引言	88
6.2	HCBBO 算法	88
6.2.1	垂直交叉操作	88
6.2.2	水平交叉操作	88
6.2.3	自适应启发式交叉操作	89
6.2.4	混合交叉迁移算子	90
6.2.5	HCBBO 算法总流程	91
6.2.6	HCBBO 算法与 BBO 算法的异同点	91
6.3	实验与分析	92
6.3.1	实验准备	92
6.3.2	HCBBO 算法与同类算法的对比	93
6.3.3	HCBBO 算法与其他类算法的对比	97
6.3.4	HCBBO 算法的 Wilcoxon 符号秩检验	98
6.3.5	HCBBO 算法的计算复杂度讨论	99
6.3.6	实验总结	99
6.4	本章小结	99
	参考文献	100
第 7 章	高效融合的 BBO 算法	101
7.1	引言	101
7.2	EMBBO 算法	101

7.2.1	共享操作	101
7.2.2	差分扰动操作	103
7.2.3	共享差分迁移算子	103
7.2.4	单维与全维交叉更新策略	104
7.2.5	反向学习机制	106
7.2.6	EMBBO 算法总流程	107
7.2.7	EMBBO 算法与 BBO 算法的异同点	108
7.3	实验与分析	108
7.3.1	实验准备	108
7.3.2	EMBBO 算法主要参数讨论	109
7.3.3	EMBBO 算法与其不完整变体算法的对比	110
7.3.4	EMBBO 算法与同类算法的对比	111
7.3.5	EMBBO 算法与其他类算法的对比	112
7.3.6	EMBBO 算法在 CEC2017 测试集上的对比	115
7.3.7	EMBBO 算法的 t 检验	116
7.3.8	EMBBO 算法的计算复杂度讨论	117
7.3.9	实验总结	118
7.4	本章小结	118
	参考文献	118
第 8 章	混合灰狼优化的 BBO 算法	120
8.1	引言	120
8.2	HBBOG 算法	120
8.2.1	改进的 BBO 算法	120
8.2.2	反向 GWO 算法	123
8.2.3	HBBOG 算法总流程	123
8.2.4	HBBOG 算法与 BBO 算法的异同点	125
8.3	实验与分析	126
8.3.1	实验准备	126
8.3.2	HBBOG 相关算法之间的对比	127
8.3.3	HBBOG 算法与同类算法的对比	129
8.3.4	HBBOG 算法与其他类算法的对比	131
8.3.5	HBBOG 算法在 CEC2013 和 CEC2014 测试集上的对比	132
8.3.6	HBBOG 算法的 Wilcoxon 符号秩检验	136
8.3.7	实验总结	138
8.4	本章小结	138

参考文献	138
第 9 章 混合蛙跳优化的 BBO 算法	140
9.1 引言	140
9.2 HBBOS 算法	140
9.2.1 改进的 SFLA 更新方法	140
9.2.2 改进的迁移算子更新方法	141
9.2.3 HBBOS 算法总流程	145
9.2.4 HBBOS 算法与 BBO 算法的异同点	146
9.3 实验与分析	146
9.3.1 实验准备	146
9.3.2 HBBOS 算法与同类算法的对比	147
9.3.3 HBBOS 算法与其他类算法的对比	148
9.3.4 HBBOS 算法在 CEC2014 测试集上的对比	149
9.3.5 HBBOS 算法的 t 检验和 Wilcoxon 符号秩检验	152
9.3.6 实验总结	154
9.4 本章小结	154
参考文献	154
第 10 章 图像分割概述	156
10.1 引言	156
10.2 图像分割方法	157
10.2.1 图像分割方法概述	157
10.2.2 阈值分割方法	157
10.2.3 区域分割方法	158
10.2.4 边缘分割方法	159
10.2.5 基于特定理论的分割方法	159
10.3 阈值分割准则	161
10.3.1 阈值分割准则概述	161
10.3.2 最大熵法	161
10.3.3 最小交叉熵法	161
10.3.4 最大类间方差法	162
10.3.5 Tsallis 熵法	163
10.4 群智能优化算法在图像阈值分割上的应用	166
10.5 本章小结	167
参考文献	167

第 11 章 多源迁移和自适应变异的 BBO 算法的图像分割	169
11.1 引言	169
11.2 PSBBO 算法	169
11.2.1 多源迁移算子	169
11.2.2 动态调整的变异算子	171
11.2.3 PSBBO 算法总流程	172
11.2.4 PSBBO 算法与 BBO 算法的异同点	173
11.2.5 PSBBO 算法应用于最大熵多阈值图像分割	173
11.3 实验与分析	174
11.3.1 实验准备	174
11.3.2 PSBBO 算法的多阈值图像分割对比	174
11.3.3 实验总结	177
11.4 本章小结	178
参考文献	178
第 12 章 动态迁移和椒盐变异的 BBO 算法的图像分割	180
12.1 引言	180
12.2 DSBBO 算法	180
12.2.1 动态迁移算子	180
12.2.2 椒盐变异算子	182
12.2.3 DSBBO 算法总流程	183
12.2.4 DSBBO 算法与 BBO 算法的异同点	184
12.2.5 DSBBO 算法应用于最小交叉熵多阈值图像分割	184
12.3 实验与分析	184
12.3.1 实验准备	184
12.3.2 DSBBO 算法的多阈值图像分割对比	185
12.3.3 实验总结	190
12.4 本章小结	191
参考文献	191
第 13 章 混合迁移的 BBO 算法的图像分割	193
13.1 引言	193
13.2 HMBBO 算法	193
13.2.1 微扰动启发式交叉操作	193
13.2.2 混合迁移算子	194
13.2.3 HMBBO 算法总流程	195
13.2.4 HMBBO 算法与 BBO 算法的异同点	196

13.2.5 HMBBO 算法应用于最大类间方差多阈值图像分割·····	196
13.3 实验与分析·····	197
13.3.1 实验准备·····	197
13.3.2 HMBBO 算法的多阈值图像分割对比·····	198
13.3.3 实验总结·····	202
13.4 本章小结·····	202
参考文献·····	203
第 14 章 混合细菌觅食优化的 BBO 算法的图像分割·····	204
14.1 引言·····	204
14.2 HBBOB 算法·····	204
14.2.1 扰动迁移算子·····	204
14.2.2 “1 步长”趋化算子·····	206
14.2.3 HBBOB 算法总流程·····	208
14.2.4 HBBOB 算法与 BBO 算法的异同点·····	208
14.2.5 HBBOB 算法应用于 Kapur 熵多阈值彩色图像分割·····	209
14.3 实验与分析·····	210
14.3.1 实验准备·····	210
14.3.2 HBBOB 算法的多阈值图像分割对比·····	212
14.3.3 实验总结·····	221
14.4 本章小结·····	221
参考文献·····	222
第 15 章 总结与展望·····	223
附录 基准函数·····	225

第1章 绪论

1.1 优化问题和优化方法

1.1.1 优化问题

选择无处不在，只要涉及选择，就一定存在优化。

优化是指在面临选择性问题时，从众多候选方案中选择最优方案的过程。以买菜问题为例：李某去菜市场购买某种蔬菜，A 市场售价 1.8 元/斤，B 市场售价 1 元/斤，若去 B 市场需要借助公交车往返，额外花费 2 元路费，问李某如何选择花钱最少？通过列求解未知数方程的方法可知，李某买菜少于 2.5 斤时去 A 市场划算，多于 2.5 斤去 B 市场划算，等于 2.5 斤时去两个市场花费相等。

上述示例是用数学计算方法处理了买卖优化问题，是一个典型的优化案例。但当把复杂的现实情况考虑在内时，优化问题就会变得更为复杂，例如，李某买菜为 2.5 斤时去两个市场的花费相等，但去 B 市场耗时更多。显然，除价格外，把更多其他因素作为优化条件时，需要更复杂的优化过程才能得到最优的结果。

目前常见的优化问题可以进行如下分类：①根据优化问题的目标数可以分为单目标优化问题和多目标优化问题；②根据优化问题的连续性可以分为连续型优化问题和离散型优化问题；③根据优化问题的特性可以分为动态优化问题和静态优化问题；④根据优化问题的约束性可以分为约束型优化问题和非约束型优化问题。因为单目标非约束优化问题是其他优化问题的研究基础，故本书在第 4~9 章讨论单目标非约束连续优化问题，在第 11~14 章研究单目标非约束离散优化问题。下面以单目标约束优化问题求最小值为例进行数学定义。

$$\begin{aligned} & \min y = f(\mathbf{x}) \\ & \text{s.t.} \begin{cases} g(\mathbf{x}) = (g_1(\mathbf{x}), g_2(\mathbf{x}), \dots, g_n(\mathbf{x})) \geq 0 \\ h(\mathbf{x}) = (h_1(\mathbf{x}), h_2(\mathbf{x}), \dots, h_m(\mathbf{x})) = 0 \\ \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D) \in X \\ x_i^{\min} \leq x \leq x_i^{\max}, i = 1, 2, \dots, D \end{cases} \end{aligned}$$

其中， y 为目标函数， D 为问题维度， \mathbf{x} 为 D 维候选解向量， X 为 D 维定义域， x_i^{\max} 和 x_i^{\min} 为候选解第 i 维取值的上界和下界， $g(\mathbf{x})$ 和 $h(\mathbf{x})$ 分别为不等式约束和等式约束。

除日常生活外,在工业设计、车辆调度、人脸识别、信号处理等科学和工程领域都会遇到各式各样的优化问题。这些问题的解决可以大力促进科技的进步,加快社会的发展。这就意味着对优化问题的解决具有重要意义,而如何快速高效地处理优化问题已成为当今优化领域学者们研究的重点。

1.1.2 优化方法

为了处理优化问题,许多学者进行了大量的研究。17世纪牛顿提出微积分,解决了大量用初等数学无法解决的问题,之后拉格朗日提出了拉格朗日乘数法,接着又有学者相继提出最速下降法、最小二乘法、单纯形法等^[1]。对于较为简单的优化问题,可以通过传统的优化方法得到结果。然而随着社会的发展,人们面临的优化问题越来越复杂,既要考虑到资源的筛选,又受到各方面因素的约束,优化问题的多样性和复杂性对优化方法提出了很高的要求,传统的优化方法已经不能满足复杂优化的需求。为此,一些学者受到大自然的启发,提出了启发式算法,在此基础上又产生了元启发式算法,其中,有一类被称为群智能优化算法。

通常情况下,优化方法可以分为确定性优化方法和随机性优化方法。

确定性优化方法的优化过程中每一步骤的方向和结果都是准确的,当采用该方法处理优化问题时,重复计算若干次,整个计算过程和得到的结果是确定的,最终结果即优化问题的最优解。许多传统的优化方法都属于确定性优化方法,例如,求导数法、线性规划法、非线性规划法、最速下降法、单纯形法等。目前,确定性优化方法的研究相对成熟,可以很好地处理简单优化问题,但也存在三个方面的不足:①在处理多峰优化问题时容易陷入局部最优;②在处理复杂优化问题时计算过程繁琐,计算量巨大;③在处理一些优化问题时有条件要求,例如,求导数法需要优化问题必须可导,而对于不可导问题则无法处理。由于现实优化问题的复杂性和多样性,确定性优化方法的这些不足很大程度上限制了其在现实中的应用,为此,学者们采用另一类更为实用的优化方法,即随机性优化方法。

随机性优化方法又称为次优优化方法,其优化过程中每一步骤的方向和结果都是随机的,当采用该方法处理优化问题时,每次计算的过程和得到的结果都可能不相同,最终结果可能是优化问题的最优解,可能是一定精度范围内的近似最优解,也可能是很差的解,得到的解的质量取决于算法的性能和优化问题的复杂程度。虽然随机性优化方法得到的结果未必是最优解,但科学和工程领域中的优化问题大多是NP问题,对其一定时间内得到次优解依然是可以被接受和认可的。许多启发式算法都属于随机性优化方法,算法的随机性使其可以在解空间区域中进行跳跃式搜索,因此,相较于确定性优化方法有三个方面的优势:①在处理多峰优化问题时一定程度上可以防止算法陷入局部最优;②在处理复杂优化问题时计算过程较简单,计算量较小;③在处理优化问题时不需要借助问题的特定信息。

图 1-1 直观地展示了采用确定性优化方法和随机性优化方法获得全局最优点的对比。假设在一个不规则的解空间区域中，当采用确定性优化方法时，其优化过程是从起始位置开始沿着实线逐步求解，直至获得全局最优点，该过程是连续的，每一步骤都在解空间区域内，整个过程计算量大，可能会受到局部最优点的干扰。当采用随机性优化方法时，其优化过程是从起始位置开始进行跳跃式搜索，有一定概率沿着虚线直接跳到全局最优点附近，整个过程计算量小，在一定程度上可以避免局部最优点的干扰。

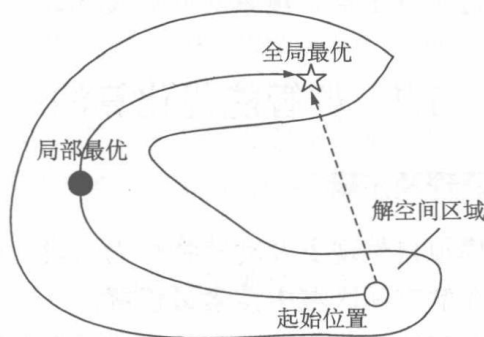


图 1-1 确定性优化和随机性优化

大自然充满神奇，学者们从大自然中汲取灵感，创造了一类启发式的随机性优化算法，即启发式算法。启发式算法的历史要追溯到 20 世纪 40 年代，第二次世界大战期间，著名学者 Turing 在破译德军密码过程中首次提出启发式搜索。到了 50 年代，启发式算法逐步繁荣，其中，贪婪选择和局部搜索等方法得到了大量关注。到了 60~70 年代，学者们反思启发式算法的优缺点，发现这类算法虽然求解速度快，但是解的质量无法得到保证，对大规模问题收敛速度也不尽人意。令人振奋的是，这期间出现了一个影响深远的经典算法，即遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[2]。随着计算复杂度理论的提出，贪婪选择和局部搜索对许多现实问题已经无法在可接受的时间内得到最优解。到了 80 年代前后，模拟退火 (Simulated Annealing, SA) 算法^[3]、人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)^[4]、禁忌搜索 (Tabu Search, TS)^[5]等相继出现，使启发式算法得到进一步发展。然而，启发式算法具有一些共同的不足，例如，它们缺乏统一、完整的理论体系，没有坚实的理论基础；在处理一些优化问题时，启发式算法的结果并不能得到保证；各种启发式算法都有自己的特点，只适用于处理一些特定类型的优化问题；启发式算法的参数对算法的性能有很大的影响；启发式算法缺乏有效的迭代停止条件等。针对这些不足，学者们也提出了一些解决方案，例如，混合不同的算法，使它们相互取长补短，尽量少地使用参数或者使用自适应参数来保证算法的稳定性，根据经验设置确定的算法迭代次数来控制迭代停止条件等。由于启

发式算法在一些领域的成功应用，得到了越来越多的学者认可，但时至今日，现实生活中依然有很多复杂优化问题尚未解决。学者们前仆后继，不断提出新的算法，同时为进一步提升已有算法的性能而不懈努力。

通常情况下，元启发式算法使用通用的启发式策略，遵循“优胜劣汰”自然法则，通过选择和变异来实现物种的进化^[6]。元启发式算法可以分为基于单点搜索的元启发式算法和基于群体搜索的元启发式算法。模拟退火算法、禁忌搜索算法、变邻域搜索算法等都属于基于单点搜索的元启发式算法，本书对这类算法不做详细描述，而是重点讨论基于群体搜索的元启发式算法，即群智能优化算法。

1.2 群智能优化算法

1.2.1 群智能优化算法原理及步骤

群智能优化算法是模拟自然现象及动植物行为而设计的一类仿生计算技术，主要利用群智能的方法在解空间区域中搜索最优解。几十年来，国内外学者先后提出了多种不同类型的群智能优化算法，有的模拟了鸟群的觅食行为，有的模拟了大肠杆菌的觅食行为，有的模拟蜜蜂的采蜜行为等。这些算法各具特色、优势和不足。群智能优化算法能够高效地处理传统优化方法难以解决的问题，易于实现，更适用于处理科学和工程领域中遇到的复杂优化问题，因而得到广泛关注。

图 1-2 和图 1-3 直观地展示了群智能优化算法处理优化问题的原理，其中，每一个黑点为一个个体(候选解)。在算法的初始阶段，在解空间区域(定义域)中随机分布若干个体，组成了种群(候选解集合)，如图 1-2 所示，每个个体都有适应度值(对应目标函数值)。然后，通过算法的算子对个体执行相应的操作，改变它们在解空间区域中的位置，也改变了其对应的适应度值，从而更新种群。通过迭代式地更新种群，最终会有大量个体聚集在全局最优点附近，如图 1-3 所示。此时，对这些个体的适应度值进行评价和对比，就能够得到最终的结果。

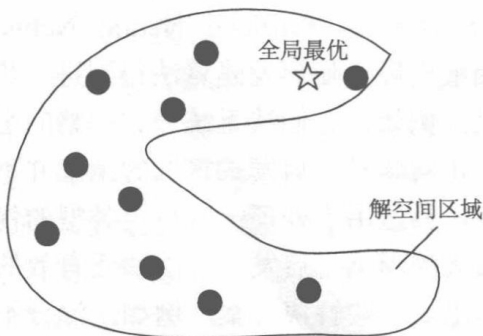


图 1-2 算法的初始阶段

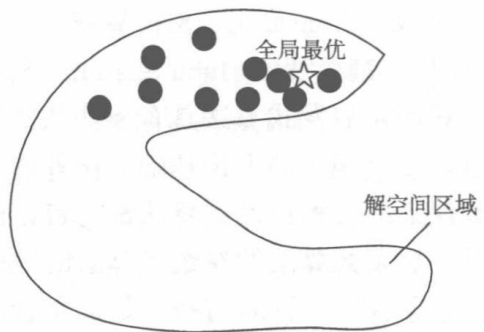


图 1-3 算法经过若干次迭代后的结果