



博士后文库

中国博士后科学基金资助出版

磁性细菌优化算法

莫宏伟 徐立芳 著

非外借



科学出版社



博士后文库

中国博士后科学基金资助出版

磁性细菌优化算法

莫宏伟 徐立芳 著

科学出版社

北京

内 容 简 介

本书是在作者近几年自然计算研究基础上,对所提出磁性细菌优化算法相关研究成果的总结。本书介绍了磁性细菌优化算法的基本原理和流程,给出几种改进的磁性细菌优化算法,并进行了较全面性能测试和比较。在基础函数测试的基础上,进一步研究了其在约束函数优化的性能,并通过机器人路径规划、脑机接口数据分类的应用,验证了该算法解决这些问题的能力。

本书可以为计算机科学、信息科学、人工智能等领域从事自然计算研究的相关专业技术人员提供参考,也可以作为相关专业研究生和高年级本科生教材。

图书在版编目(CIP)数据

磁性细菌优化算法/莫宏伟,徐立芳著. —北京:科学出版社,2017. 10
(博士后文库)

ISBN 978-7-03-054776-7

I. 磁… II. ①莫…②徐… III. ①磁性细菌-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(2017)第 246725 号

责任编辑:魏英杰 王晓丽 / 责任校对:桂伟利

责任印制:张克忠 / 封面设计:陈 敬

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>

中国科学院印刷厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2017 年 10 月第 一 版 开本:720×1000 B5

2017 年 10 月第一次印刷 印张:16

字数:319 000

定价:95.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)



《博士后文库》编委会名单

主 任 陈宜瑜

副主任 詹文龙 李 扬

秘书长 邱春雷

编 委 (按姓氏汉语拼音排序)

付小兵 傅伯杰 郭坤宇 胡 滨 贾国柱 刘 伟

卢秉恒 毛大立 权良柱 任南琪 万国华 王光谦

吴硕贤 杨宝峰 印遇龙 喻树迅 张文栋 赵 路

赵晓哲 钟登华 周宪梁

《博士后文库》序言

1985年,在李政道先生的倡议和邓小平同志的亲自关怀下,我国建立了博士后制度,同时设立了博士后科学基金。30多年来,在党和国家的高度重视下,在社会各方面的关心和支持下,博士后制度为我国培养了一大批青年高层次创新人才。在这一过程中,博士后科学基金发挥了不可替代的独特作用。

博士后科学基金是中国特色博士后制度的重要组成部分,专门用于资助博士后研究人员开展创新探索。博士后科学基金的资助,对正处于独立科研生涯起步阶段的博士后研究人员来说,适逢其时,有利于培养他们独立的科研人格、在选题方面的竞争意识以及负责的精神,是他们独立从事科研工作的“第一桶金”。尽管博士后科学基金资助金额不大,但对博士后青年创新人才的培养和激励作用不可估量。四两拨千斤,博士后科学基金有效地推动了博士后研究人员迅速成长为高水平的研究人才,“小基金发挥了大作用”。

在博士后科学基金的资助下,博士后研究人员的优秀学术成果不断涌现。2013年,为提高博士后科学基金的资助效益,中国博士后科学基金会联合科学出版社开展了博士后优秀学术专著出版资助工作,通过专家评审遴选出优秀的博士后学术著作,收入《博士后文库》,由博士后科学基金资助、科学出版社出版。我们希望,借此打造专属于博士后学术创新的旗舰图书品牌,激励博士后研究人员潜心科研,扎实治学,提升博士后优秀学术成果的社会影响力。

2015年,国务院办公厅印发了《关于改革完善博士后制度的意见》(国办发〔2015〕87号),将“实施自然科学、人文社会科学优秀博士后论著出版支持计划”作为“十三五”期间博士后工作的重要内容和提升博士后研究人员培养质量的重要手段,这更加凸显了出版资助工作的意义。我相信,我们提供的这个出版资助平台将对博士后研究人员激发创新智慧、凝聚创新力量发挥独特的作用,促使博士后研究人员的创新成果更好地服务于创新驱动发展战略和创新型国家的建设。

祝愿广大博士后研究人员在博士后科学基金的资助下早日成长为栋梁之才,为实现中华民族伟大复兴的中国梦做出更大的贡献。



中国博士后科学基金会理事长

前 言

自然计算作为人工智能研究领域计算智能的一个分支,在最近五年空前活跃。在国内外众多研究人员的努力下,已经成为人工智能的一个重要分支。目前,国际上涉及自然计算研究的著名期刊、国际会议已经非常普遍,如 IEEE 和 MIT 的 *Evolutionary Computation*、Gecoo、CEC、WCCI、ICARIS 等国际会议。国内外关于自然计算的专著、书籍章节也越来越多,这些都表明这是一个逐渐走向成熟的领域。

当然,我们也应看到该领域研究面临的一些问题,如缺乏系统性、理论性,经验性、实验性的研究比较占优势,但是应该指出,这是任何类似的领域发展初期都面临的共性问题。如人工神经网络、遗传算法等有这样的发展阶段,遗传算法至今也是以经验和实验性研究为主流的。因此,正确看待自然计算面临的问题,才能促使研究人员更加理性、有目的性地开展研究。

最近三年,国内的自然计算空前繁荣,涌现出许多研究团队和丰硕的成果,在国际上已经具有相当的影响,出版了一批专著和有关书籍,也发表了大量文章。在这样一个良好的研究氛围中,作者也在自己近几年的研究基础上,受到生物界趋磁性细菌生物特性的启发,提出了磁性细菌优化算法,并尝试用于一些应用领域。

大自然从古至今,给予人类无数的遐想和启发。“自然启发的计算”实际上与几十年来人工智能、人工生命等领域的发展是分不开的,正是前面有了人工神经网络、进化计算、模糊系统等这些受生物启发的计算思想和方法,才有了受今天“自然启发的计算”。值得感谢的是这些领域里最先提出这些思想的先驱,他们的灵感与顿悟,甚至是奇思妙想永远值得后来者回味。

将磁性细菌优化算法放到自然启发的计算这一背景下,它的产生和发展有其必然性。它不是试图取代其他自然计算方法,而是互补和新的计算思想的实践。既然大自然给我们提供了丰富的启发源,我们当然有理由充分利用这些启发源的优势,扬长避短。

由于磁性细菌优化算法的很多方面还处于发展中,很难得出确定的结论,因此每章只有讨论,没有结论;也就是还有许多问题需要深入分析和解决。

本书相关的研究成果得到黑龙江省杰出青年科学基金(JC12012)的资助,全书对磁性细菌优化算法在单目标函数优化、约束优化、路径规划等几个重要方面进行了较深入的研究。本书共 6 章,主要内容包括磁性细菌生物学原理、磁性细菌优化算法的基本流程、基于磁性细菌优化算法的机器人路径规划等问题。

书中有关内容参考了国内外许多文献,首先向所有被引文献的作者表示感谢,有些作者直接取得联系,有些未能直接沟通,希望得到理解和支持。感谢博士生刘莉莉、赵娇,硕士生耿梦娇、马靖雯、闫欠欠所做的研究工作。感谢作者家人对作者工作的大力支持。

限于水平,仓促之余,难免有疏漏和不足,请各位同行和专家批评指正。

作 者

2017年3月

于哈尔滨工程大学

目 录

《博士后文库》序言

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 前言	1
1.2 自然计算与仿生智能计算	2
1.2.1 概念与分类	2
1.2.2 仿生智能计算发展现状	3
1.3 小结	23
参考文献	24
第 2 章 磁性细菌优化算法	35
2.1 算法设计思想	35
2.2 趋磁性细菌生物学特性	35
2.2.1 磁小体	35
2.2.2 磁小体与细菌运动	36
2.2.3 细菌的趋磁性优化	39
2.2.4 趋磁性细菌生物学模型	40
2.3 磁性细菌优化算法设计	41
2.3.1 算法模型	41
2.3.2 算法定义与步骤	42
2.3.3 实验仿真	47
2.4 小结	54
参考文献	54
第 3 章 改进磁性细菌优化算法	56
3.1 磁性细菌磁矩迁移算法	56
3.1.1 算法步骤	56
3.1.2 实验结果以及比较	59
3.2 基于最佳个体的磁性细菌优化算法	72
3.2.1 算法步骤	72
3.2.2 仿真结果	75
3.3 基于随机个体的磁性细菌优化算法	81

3.3.1 算法步骤	81
3.3.2 仿真结果	83
3.4 磁性细菌差分进化混合优化算法	96
3.4.1 算法描述	96
3.4.2 仿真结果	97
3.5 小结	104
参考文献	104
第4章 磁性细菌约束优化算法	106
4.1 约束优化问题	106
4.2 约束优化方法	108
4.2.1 最优性条件	109
4.2.2 罚函数方法	110
4.2.3 增广拉格朗日乘子方法	113
4.2.4 基于进化算法的约束处理方法	114
4.3 约束优化问题应用	117
4.3.1 一般约束优化问题	117
4.3.2 磁性细菌约束优化问题求解方法	118
4.3.3 实验结果与分析	121
4.3.4 参数对约束优化的影响	130
4.3.5 工程约束优化	139
参考文献	150
第5章 磁性细菌路径规划算法	155
5.1 路径规划问题	155
5.2 环境信息获取	156
5.3 环境建模分析	159
5.3.1 环境建模方法	159
5.3.2 栅格法环境表示	162
5.4 磁性细菌路径规划算法设计	164
5.4.1 设计步骤	164
5.4.2 实验分析	165
5.5 虚拟障碍物法	174
5.6 路径平滑度优化	175
5.7 算法仿真与性能评价	177
5.7.1 实验环境	177
5.7.2 算法评价指标	178

5.7.3 已知环境下的路径规划仿真	180
5.7.4 未知环境下的路径规划仿真	186
5.8 小结	191
参考文献	191
第6章 磁性细菌优化脑电信号分类	193
6.1 脑机接口	193
6.2 脑机接口系统结构	193
6.3 脑机接口系统分类	194
6.3.1 脑电信号模式	195
6.3.2 BCI控制应用	196
6.4 脑电信号预处理	198
6.4.1 滤波	198
6.4.2 特征提取	200
6.4.3 分类方法	207
6.5 支持向量机优化	213
6.5.1 支持向量机参数影响	213
6.5.2 磁性细菌优化支持向量机	214
6.5.3 运动想象脑电数据实验	218
6.5.4 四分类数据实验	226
6.6 小结	234
参考文献	234
附录 测试函数	238
编后记	243

第 1 章 绪 论

1.1 前 言

自然计算近些年逐渐成为人工智能研究的主要领域之一^[1]。从根本上来说,它是一类包含在经验等方面受自然启发理解的模型与算法,可以用于求解传统计算方法较难求解的复杂度较高的优化问题。目前发展起来的各种方法中比较流行的有粒子群优化、进化计算、蚁群算法、人工蜂群算法,以及生物地理学优化算法等。新兴的生物智能算法包括细菌觅食优化算法、烟花算法等。各种算法在不同问题上都有各自的一些优势或缺陷,因此需要不断寻求其优势并有效地进行应用。

优化技术是科学技术中一个很重要的分支,以数学知识为基础解决各种工程优化问题,长期以来一直很受重视,如今已经被推广和应用到很多工程领域中。对工程最优化是改善方法的效率和增加工程效益以及节约资源的关键,优化算法理论方面的探索与改进在完善其体系、提高其性能以及拓展其应用领域等方面扮演着重要的角色。因此,最优化技术研究是既具备理论方面的意义,又具备应用方面价值的课题。

随着现实中提出的优化问题的复杂度越来越高,传统的优化方法因为自身存在的局限性已经很难满足这些复杂优化问题的求解需求,但是众多学科互相交叉融合为这些难题的解决提供了新的思路。自 20 世纪 80 年代起,大量新兴优化方法被陆续提出,为求解复杂问题提供了新手段。仿生智能算法由于采用启发式寻优策略求解问题且摆脱了传统方法的缺陷,在求解多数复杂程度比较高的问题时算法表现出的性能非常好,目前已被广泛应用且发展潜力巨大。仿生智能计算领域中各种智能算法层见叠出,思想迥异,建模、分析的方法也是各有特点,显示出自然计算丰富的内涵以及计算模式的多样性,进化计算就是其中的一个分支。进化计算是以达尔文的进化论思想为基础,模拟生物进化过程中自然选择法则和信息遗传机制的人工智能技术,它是一种具有鲁棒性的方法,能够解决各种情况下的问题,一般获得的有效解都会比较令人满意,为解决实际系统中复杂的优化问题提供了更加鲁棒和高效的方法,具有广泛的应用性,高度的非线性、易修改性和可并行性,在很多应用领域中都展现出其特色。典型的进化算法包括遗传算法^[2]、进化策略^[3]、进化规划^[4]、遗传编程^[5],这些思想的灵感都来源于生物界的进化与遗传机理。

自然计算的灵感来源是多种多样的,覆盖了从生物学到化学,从宏观世界到微观世界几乎所有的自然系统。由于许多研究已经实现了将来自生态现象的灵感发展成为优化技术,我们仍要注意寻找新的灵感来源。没有免费的午餐定理告诉我们,任何智能算法都不具备绝对的完备性和可信度,也没有哪种通用的算法能很好地解决所有可能出现的问题^[6]。因此,开发新的算法解决问题仍是必要的。

1.2 自然计算与仿生智能计算

1.2.1 概念与分类

自然计算是一种表示受自然界启发的运算,是具备自学习能力的能够对自然界现象进行模仿的算法,可以用于求解传统计算方法较难求解的复杂度较高的优化问题。各学科的交叉及渗透是自然科学发展的源泉,因此随着不同学科间交叉融合,从 20 世纪 90 年代起,大约每十年就可以涌现出一些具有新特性的自然计算方法,具有代表性的包括蚁群优化(ant colony optimization, ACO)^[7]、粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)^[8]、免疫算法(immune algorithm)^[9]、人工蜂群算法(artificial bee colony, ABC)^[10]等。自然计算涵盖的内容可以分成三部分:受大自然启发的计算、对自然系统的仿真或模拟,以及运用自然物质的计算,具体如图 1.1 所示。

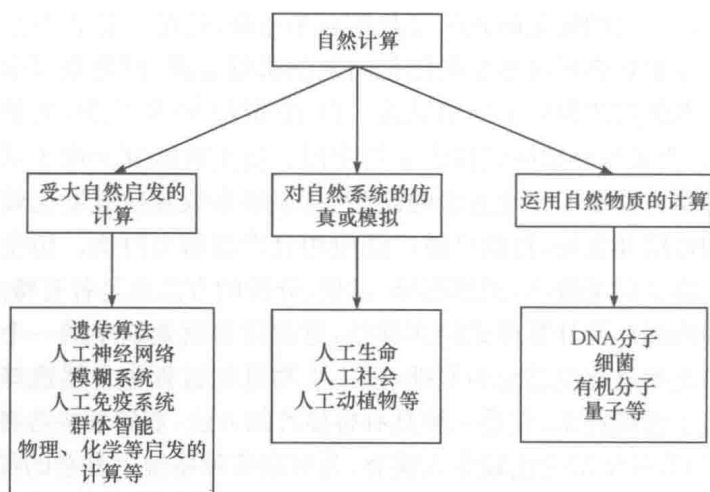


图 1.1 自然计算的内容

其中,仿生智能计算是自然计算中重要的研究分支。仿生技术是于 20 世纪 60 年代产生的,主要探索生物系统方面的结构性质、研究能量的转变情况,以及信

息的过程,并将获得的知识用来改善或创造新的机械、电子等的综合性边缘学科。通俗来说,就是人类从生物的一些行为得到启发,提出一些模拟生物行为的、解决现实生活中复杂问题的新思路和新方法。仿生技术的运作方式是按照实践中遇到的各种技术问题来构造生物模型、进行数学分析并且建立数学模型,再进行反复试验以改进或发展技术模型。一个典型的仿生技术的操作流程如图 1.2 所示。

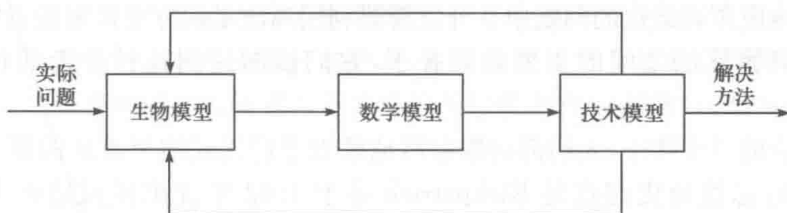


图 1.2 仿生技术的操作流程

仿生学被创立之后,研究人员从模仿某些生物,如蚁群、鸟群等这些具备社会性行为的动物角度设计出一些新的计算方法。把基于仿生学原理的智能算法称为仿生智能计算,它是种模拟自然中的生物系统,以无意识的搜索方式对它们的状态进行优化以便适应环境的依赖于其自身本能的最优化智能计算方法^[2]。基于大自然的启发获得灵感进而提出的新算法,与其他种类繁杂的自适应搜索方式相比,当解决复杂程度比较高的优化问题时,就展现了它的特殊能力,该算法已经受到各个领域的关注并广泛应用。由于这类算法来自自然,仿生优化根据其门类渊源和行为性质划分成以下几个类别,如图 1.3 所示。

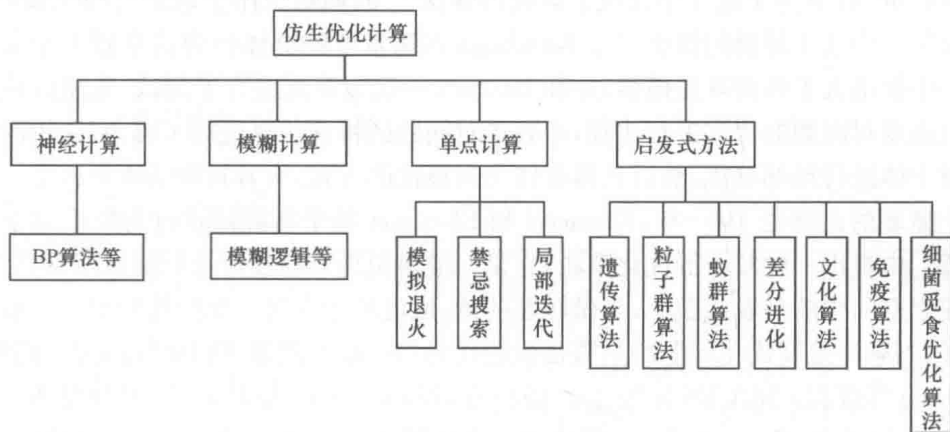


图 1.3 仿生优化算法分类

1.2.2 仿生智能计算发展现状

几乎所有的算法都具有以下特点:自然风格(基于一定的原则从物理学、生物学或行为学);随机成分(随机变量);不使用目标函数的梯度和 Hessian 矩阵;为了

解决问题需要拟合几个参数。

启发式演算算法的长足发展得益于大规模并行体系结构的发展,使得计算机处理能力的不断提升。这些硬件上相对的改进 CPU 是启发式演算算法耗时的本性。

如果提供一种在探索(多样化)和开发(强化)中平衡的机制,启发式演算算法就会成功地应用到给定的问题中。开发需要利用高质量的方案识别搜索空间。现有启发式演算算法之间的主要差别在于,它们试图达到这种平衡的特定方式不同^[11]。

在过去的三十年中,人们都兴趣盎然地致力于启发式演算算法的研究。启发式演算的标志性历史起点是 Kirkpatrick 等于 1982 年提出模拟退火法^[12]。但 Holland 最早在文献[2]中提出的借鉴生物界的进化规律演化而来的遗传算法无疑是最具代表性、最成熟的智能算法,它是以模拟自然界中的遗传机理以及生物演化理论来寻找最优解的启发式搜索方法。1986 年, Glover 提出禁忌搜索^[13], Farmer 等提出人工免疫系统^[14]。1988 年, Koza 注册其第一个专利,即基于遗传编程的专利,在 1992 年^[5]发表。1989 年, Goldberg 发表遗传算法^[15]。1991 年, Colomni 等在文献[16]中通过对真实蚁群在搜寻最优路径的协作行为过程的模拟最先提出蚁群优化算法,算法中的每个蚂蚁个体都可以在候选解的空间中对解独立地进行搜索,沿途会遗留一定量的名为信息素的物质,以信息素量的多少来表示解被选择的可能性的的大小,使算法最后收敛致最优解或者近似最优解处。1992 年, Dorigo 在其博士论文中完成了对蚁群算法^[17]的创新工作。1993 年 Walker 等提出第一个基于蜂群的算法^[18]。Karaboga 在探索蜜蜂群体行为的基础上于文献[19]中提出人工蜂群算法模型,并和 Basturk 一起对算法进行了测试,采用该算法时只需要对问题的优劣进行比较,不必再对问题的特殊信息进行了解,它采用的是先对个体进行局部寻优,然后获得群体全局最优的方式,有着较快的收敛速度。另一个显著的进展是 1995 年, Kennedy 和 Eberhart 基于鸟群捕食行为的启示于文献[20]中提出一种粒子群优化算法,它是一类模拟鸟群捕食行为的随机搜索算法,把搜索空间中的鸟看成粒子,当做问题的解,通过粒子在每一次的迭代中的更新来寻优,当解决连续优化问题时只需很少的代码和参数就能够获得很好的解。同年, Hansen 等提出 CMA-ES 算法^[21]。1996 年, Mühlenbein 和 Paaß 提出分布估计算法^[22]。1997 年, Storn 和 Price 提出差分进化算法^[23]。2002 年, Passino 介绍了一种基于细菌觅食的优化算法^[24]。2008 年, Simon 又提出生物地理学优化算法^[25]。它是经由迁移算子对信息资源实现共享的一类全局性的优化算法。Passino 在模拟大肠杆菌觅食行为的基础上提出一种细菌觅食优化方法,它结合了大肠杆菌的趋药特性和群体感应机理^[26,27],以及细菌的繁殖特性和分散属性。近 10 年,各种模拟自然现象和生物机制的优化算法如雨后春笋般不断涌现,有种子入侵优化算

法(invasive weed optimization algorithm, IWOA)^[28]、猴群算法(monkey search, MS)^[29]、萤火虫优化(artificial glowworm swarm optimization, AGSO)^[30]、烟花算法(firefly algorithm, FA)^[31]、头脑风暴算法(brain storm optimization algorithm)^[32]、化学反应优化(chemical-reaction optimization)^[33]等。

这些算法提出后又陆续在各方面做了许多改进以适于求解不同类型的问題^[34~37]。近年来,仿生智能计算不论是理论,还是应用均获得了相当大的进展,在解决复杂优化问题时也表现出较好的效果,它是一个以效率较高、鲁棒性强、实现简单等特点吸引越来越多的研究人员关注的前沿性的热点课题,应用范围已几近遍布每个领域^[38]。

1. 基于种群的启发式算法

基于种群的启发式算法处理的解决方案是对候选解群体进行策略性处理。大多数研究基于种群的方法与进化计算和集群智能(swarm intelligence, SI)相关。在 SI 算法中,主要思想是通过利用简单个体之间的社会互动,而不是个体认知能力产生计算智能。

进化计算(evolutionary algorithms, EA)是其他一些优化算法的一般化,其灵感来自达尔文进化论中的适者生存原理。一个基本 EA 算法的一般形式如算法 1.1 所示。

算法 1.1 进化计算(EA)

```
1 用随机个体初始化人口
2 评估每一个个体
3   重复
4     选择亲本
5     亲本对重组
6     变异产生的后代
7     评估新个体
8     为下一代选择个体
9 until 满足停止准则
```

在一个给定的优化问题中,算法的每一次迭代对应于一代,称一个候选群体为个体,这个体是能够复制,并受到环境压力,导致自然选择(优胜劣汰)。通过重组产生新的解决方案,结合两个或多个选定的个体(所谓的父母)以产生一个或多个新的个体(后代)。通过突变允许具有新特点的后代产生,以促进多样性。根据所得解决方案的适应性进行评估,然后应用合适的选择策略,以确定哪些解决方案将被保持到下一代。作为一个终止条件,模拟进化过程中通常使用一个预定义的数量(或功能评价),或一些更复杂的停止标准。

多年来,已经有许多关于进行计算的概述和调查。对这方面历史感兴趣的读者可参考文献[3]和[39]。

1) 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)可以说是最著名的、应用最多的进化计算技术。基本的 GA 是非常通用的,并在许多方面根据不同的问题可以实施不同策略:代表性的解决方案(染色体)、选择策略、交叉的类型(GA 的重组算法)和突变算子等。在遗传算法中最常见的染色体表示是一个固定长度的二进制字符串。简单的位操作允许交叉和变异操作。这些遗传算子作为一种解决问题的策略构成了遗传算法的基本组成部分。交叉作为主要的变异算子,通过交换被选择个体的一部分,产生新一代个体。有各种不同的策略来做到这一点,如均匀交叉。文献[40]和[41]对遗传算法的选择策略做了比较。交叉后,个体会发生突变。突变引入了一些随机性的搜索,以防止优化过程陷入局部最优。它通常被认为是一个二级遗传算子,通过轻微的扰动,得到一些低概率 p_m 的解决方案。通常情况下应用突变率小于 1%,但突变率对于给定的最优化问题的合适值是一个开放的研究课题。有兴趣的读者可以参考文献[42]来了解更多内容。

2) 进化策略

类似于遗传算法,进化策略(evolutionary strategie, ES)是模仿自然进化的原则来解决优化问题的一种方法。Rechenberg^[43,44]对它进行了介绍,Schwefel 对它进行了发展。第一个进化策略算法用于实验参数优化领域,是一个简单突变的选择方案,称为二元进化策略。这种选择策略是基于由单一父体通过(高斯)分布产生后代组成的群体。选择算子决定适应的个体能否成为下一代的父体。

ES 中的突变是通过具有零平均值和标准差 σ 正态分布数量实现的,这可以解释为突变步长。正态分布的参数在搜索算法中起着重要的作用。指定变异机制最简单的方法随着时间的推移保持 σ 不变。另一种方法在于通过分配取决于一代数不同的值,或通过搜索过程掺入反馈动态调整参数 σ 。控制变异参数有很多不同的方法。近年来,相当数量的理论研究大幅促进了对各种问题类的进化搜索策略的理解。读者可以参考文献[39]、[45]~[47]。

3) 进化规划

进化规则(evolutionary plan, EP)在 20 世纪 60 年代由 Fogel 等作为人工智能^[48]的进化方法首次提出的。后来,在 20 世纪 90 年代初期再次由 Fogel 提出解决更多一般任务,如预测问题、数值和组合优化问题、机器学习问题^[49,50]。

在 EP 中使用的表示形式通常针对问题域。在实值向量优化中,编码自然作为一个实值的字符串。初始群体按照密度函数随机选择并且按照目标函数进行计分。与 GA 相比,传统的 EP 算法不依赖任何重组。突变是唯一用于产生后代的算子。通过向父体添加一个随机数量的某种分布来执行。在标准的 EP 算法下,应用均匀分布的随机突变,但是又提出了其他的变异方案。Fogel 等开发了标准 EP 的延伸,称为元 EP(meta-EP),自我适应的标准差(或等价的方差)^[51]。

R 元 EP(R-meta-EP)算法^[52]结合了除标准差的自适应协方差矩阵。EP 框架比 EA 应用的少,是因为它和 ES 相似,详见文献[4]。

4) 遗传规划算法

得益于 Koza 的工作^[53],使遗传规划(genetic plan, GP)算法在 20 世纪 90 年代初期成为一个热门的搜索技术。这是一个创建计算程序的自动化方法。

GP 采用和 GA 类似的搜索策略,但它应用一个程序表示特殊的算子。在 GP 算法中,各个群体成员不像在 GA 中有固定长度的字符串,它们是计算机程序,在执行时作为候选的解决方案。这些程序通常作为语法树,而不是作为程序的一行,这为它们在 LISP 语言中提供了一个灵活的方式,而 Koza 最初也是使用这种方式。程序中的变量和常量是树叶和树,在 GP 中称为终端,而算术运算是内部的节点(通常称为函数)。终端和函数集组成程序的字母表。

GP 算法是由适合问题域的函数和终端组成的随机生成计算机程序的初始种群作为开始的。有很多方法产生初始种群,取决于初始随机树的不同尺寸和形状。在 GP 算法中,应用最多的两种基本方式是全面方法和增长方法。全面方法创建树是使在端点和根每个非回溯路径的长度等于指定的最大长度。全面方法创建树涉及树生长的形状变化。在端点和根之间路径的长度不大于指定的最大深度。一个广泛的应用是结合两种方法的方案,称为 Ramped half-and-half^[53],包括使用一个在 2 和最大指定深度之间的深度参数创建等数量的树。虽然这些方法很容易实现和使用,但是难以控制一些重要特性的统计分布,如生成树的尺寸和形状^[54]。然而,其他初始化机制已经发展到创建不同分布的初始树,一般的共识是分布越均匀和随机,进化过程会越好^[55]。

在 GP 算法中,最常用的选择个体的方法是竞赛选择,其次是按适应的比例选择,但是任何标准的 EA 算法的机制都可以选择^[56]。重组通常作为一个子交叉树在两个父体间使用。由此产生的后代由它们父体的子树组成,在它们的程序中这也许在不同的位置有不同的尺寸。在文献[54]、[56]、[57]中给出了 GP 算法的理论基础和 GP 算法在现实世界的许多应用和一些重要的扩展综述。如今,GP 算法在机器学习和数据挖掘任务中有着广泛的应用,如预测和分类问题。

2. 群体智能算法

群体智能算法的灵感来自一群昆虫和许多动物群体的生物学行为。它是一个典型的由简单个体(一个能执行特定操作的实体)之间或与它们的生存环境相互作用组成的系统。这些实体具有非常有限的的能力,但可以共同(合作)执行许多复杂的任务以提供生存所需。蚁群优化、粒子群优化、细菌觅食优化、蜂群优化、人工免疫系统和生物地理优化等就是这样的例子。

Engelbrech^[58]向读者介绍了群居昆虫群体行为的数学模型,并展示了解决优