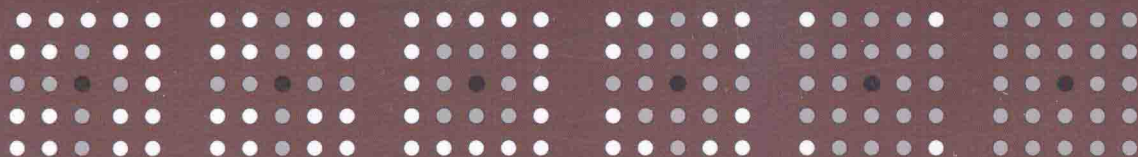
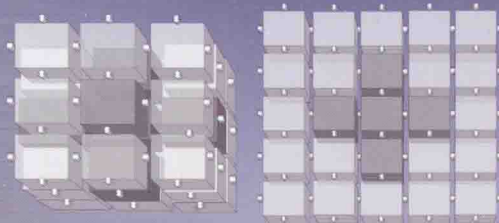


张屹 张虎 陆瞳瞳 编著

元胞遗传算法 及其应用



科学出版社

元胞遗传算法及其应用

张 屹 张 虎 陆瞳瞳 编著

科 学 出 版 社

北 京

内 容 简 介

元胞遗传算法是一类将元胞自动机原理和遗传算法融合形成的智能优化方法,此方法目的是利用元胞自动机的拓扑结构和演化规则等相关性质来提高遗传算法对复杂问题的求解能力。元胞遗传算法的原型较早就已出现,但是其研究在近些年才得到较多关注,本书力图全面介绍其基本理论、研究进展及典型工程应用。全书共8章,主要内容包括:绪论;元胞遗传算法基本原理;多目标元胞遗传算法;改进的元胞遗传算法;基于元胞遗传算法的函数优化;基于元胞遗传算法的车辆路径问题;基于元胞遗传算法的交通信号控制与路径引导;基于元胞遗传算法的无线传感器网络覆盖区域优化。

本书可读性强,具有系统性、交叉性和前沿性的特点,适合作为智能优化相关专业研究生的教材,特别适合作为元胞遗传算法这个研究分支的初学人员了解和学习算法的入门教材。本书还可作为信息科学、人工智能、管理科学和工业工程等专业的研究人员和工程技术人员的参考书。

图书在版编目(CIP)数据

元胞遗传算法及其应用 / 张屹, 张虎, 陆瞳瞳编著. —北京: 科学出版社, 2014

ISBN 978-7-03-039998-4

I. ①元… II. ①张…②张…③陆… III. ①自动机-算法分析 IV. ①TP23

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2014)第 041787 号

责任编辑: 孙伯元 刘宝莉 / 责任校对: 刘小梅

责任印制: 张 倩 / 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>

骏 杰 印 刷 厂 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2014 年 3 月第 一 版 开本: 720×1000 1/16

2014 年 3 月第一次印刷 印张: 13 1/4

字数: 267 120

定价: 60.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前 言

寻求最优化问题普遍存在于工程实践中。伴随生产规模的扩大和生产要求的提高,各种最优化问题越来越复杂,问题的性质逐渐朝高维、非线性、多约束等方向发展,这些性质造成问题的求解十分困难。传统的优化算法,如牛顿法、梯度法、BFGS 法等,在模型收敛速度和精度、对初值的敏感度上总表现出各种局限性,不能取到全局最优解,因此,寻求具有普适性和高效性优化算法的任务十分迫切。为解决工程实际中这些规模庞大繁杂的优化问题,Holland 根据达尔文“物竞天择,优胜劣汰”的生存法则提出了遗传算法(genetic algorithm, GA)。

遗传算法摒弃了传统的搜索方式,通过模拟自然界生物进化过程,采用人工进化的方式对目标空间进行随机化搜索。它将问题域中的可能解看成群体的一个个个体或染色体,并将每一个个体编码成符号串形式,模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程,对群体反复进行基于遗传学的操作(选择、交叉和变异),根据预定的目标适应度函数对每个个体进行评价,依据适者生存、优胜劣汰的进化规则,不断得到更优的群体,同时以全局并行搜索方式来搜索优化群体中的最优个体,进而求得满足要求的最优解。遗传算法具有并行性高、鲁棒性强、求解过程对问题的依赖性低的特点,提供了一种求解非线性、多模型、多目标等复杂系统优化问题的通用框架,得到了各位学者的大量研究,已经广泛地应用于函数优化、组合优化、自动控制、机器人学、图像处理、人工生命、遗传编码、机器学习等科技领域。

元胞遗传算法(cellular genetic algorithm, CGA)是遗传算法的一个分支,其将元胞自动机模型和遗传算法基本理论相互结合,进一步提高算法的求解性能。算法通常将种群中的每个个体分配于一个网格拓扑结构中,而每个个体严格规定只能与其邻居结构内的个体进行遗传操作。这一特性决定元胞遗传算法相对于个体间随机遗传操作的一般遗传算法而言,能够使不同范围的个体快速收敛到搜索空间的不同区域,形成多个小生境,每个小生境的最优解又能够在整个种群中缓慢扩散,保持多样性,使算法在具有较快收敛速度的同时,又具有较好的空间探索能力。元胞遗传算法继承了遗传算法广泛的适应性、并行性和扩展性等优点,不仅在一定的程度上改进了遗传算法相对于其他传统优化方法效率低和容易出现过早收敛的缺点,而且增加了其解决各类优化问题的能力,近年来得到了较多学者的关注。国

际上相关学者正在对元胞遗传算法开展深入的研究,而国内的研究相对较少,目前尚无一部专门阐述元胞遗传算法的图书出版。因此,作者期望为智能优化算法学习研究的老师、学生、研究人员和工程技术人员提供一本系统介绍元胞遗传算法的理论、方法和应用的参考书籍,试图推动元胞遗传算法在国内的发展。

本书是在作者对元胞遗传算法近几年深入研究的基础上编写而成,同时又吸收了国内外许多具有代表性的最新研究成果。本书从理论到实际,从基础到改进,由浅入深地对元胞遗传算法进行了阐述,层次分明,内容饱满,通过本书,读者能够对元胞遗传算法的过去、现在以及未来有一个更系统、完整的认识。

本书涉及的研究成果是在国家自然科学基金(No. 51275274)的支持下取得的,作者在此表示衷心感谢。本书的出版还得到了三峡大学的支持;书中的部分工作是在作者指导的研究生卢超、詹腾、胡方军、刘铮、万兴余、郑晓东的协助下完成,谨此致谢。

元胞遗传算法近几年得到较快发展,各项研究还在不断进行,新问题也不断出现,由于作者们水平有限,虽然经过多次反复推敲和修改,书中仍难免有不妥和疏漏之处,敬请各位读者批评指正,热忱欢迎读者就此研究方向与作者进行交流。

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 GA 概述	1
1.1.1 GA 的兴起	2
1.1.2 GA 的基本原理	3
1.1.3 遗传操作	5
1.1.4 GA 的特点	7
1.1.5 GA 的应用	8
1.2 CGA 的兴起与发展	9
1.3 CGA 研究概述	11
1.3.1 CGA 理论研究概述	11
1.3.2 CGA 特性的实证研究	13
1.3.3 CGA 的改进研究	14
1.4 CGA 的应用	16
1.5 CGA 发展展望	19
1.6 本书篇章结构	21
1.7 本章小结	22
参考文献	23
第 2 章 CGA 基本原理	32
2.1 元胞自动机概述	32
2.1.1 元胞自动机的提出与发展	32
2.1.2 元胞自动机的基本理论	33
2.2 基本 CGA	37
2.2.1 CGA 的基本原理	37
2.2.2 同步和异步 CGA	39
2.2.3 CGA 的运行流程	41
2.3 CGA 的选择压力	43
2.3.1 选择压力的含义	43
2.3.2 选择压力的研究方法	44

2.3.3 选择压力曲线的建模方法	44
2.3.4 影响选择压力的因素	48
2.4 CGA 求解实例	53
2.5 本章小结	58
参考文献	59
第3章 多目标 CGA	62
3.1 多目标 CGA 概述	62
3.2 多目标优化问题的基本概念	64
3.3 多目标遗传算法的性能指标	67
3.4 四种典型的多目标 CGA	71
3.4.1 cMOGA 算法	71
3.4.2 MOCell 算法	73
3.4.3 CellDE 算法	84
3.4.4 DECell 算法	90
3.5 本章小结	94
参考文献	95
第4章 改进的 CGA	98
4.1 自适应 CGA	98
4.1.1 种群的自适应机制	99
4.1.2 邻居自适应机制	101
4.1.3 自适应 CGA	102
4.2 双邻居 CGA	103
4.2.1 双邻居结构	104
4.2.2 双邻居 CGA 的精英策略	105
4.2.3 双邻居 CGA 过程	106
4.3 动态环境下的 CGA	110
4.3.1 具有演化规则的 CGA	110
4.3.2 灾变机制下的 CGA	112
4.4 三维 CGA	115
4.4.1 标准三维 CGA	115
4.4.2 自适应三维 CGA	117
4.5 各向异性选择 CGA	120
4.6 分层 CGA	121
4.6.1 分层机制	122

4.6.2 差异选择	123
4.6.3 算法流程	123
4.7 本章小结	125
参考文献	125
第5章 基于 CGA 的函数优化	129
5.1 基于 CGA 的连续函数优化	129
5.1.1 连续测试基准函数	129
5.1.2 元胞遗传算法原理	132
5.1.3 JCell 算法参数设置	133
5.1.4 连续优化结果对比及分析	136
5.1.5 小结	140
5.2 基于 CGA 的动态函数优化	140
5.2.1 动态优化问题	140
5.2.2 动态测试函数	141
5.2.3 性能指标	142
5.2.4 CGA 与其进化规则	143
5.2.5 CGA 原理	145
5.2.6 动态优化结果对比与分析	148
5.2.7 小结	152
5.3 本章小结	152
参考文献	153
第6章 基于 CGA 的车辆路径问题	155
6.1 CVRP 问题的模型	157
6.2 一种并行 CGA——PEGA	158
6.3 PEGA 在 CVRP 的应用	162
6.4 本章小结	166
参考文献	167
第7章 基于 CGA 的交通信号控制与路径引导	169
7.1 行程时间函数和控制策略对 CTSCRG 问题的影响	170
7.2 基于 CGA 算法的 IOA 仿真求解	171
7.2.1 元胞传递模型	172
7.2.2 基于元胞的交通控制模型	173
7.2.3 道路的延时计算	173
7.2.4 混合遗传算法参数设置	174

7.3 CGA 在交通控制和路径引导中的应用	175
7.4 本章小结	176
参考文献	177
第8章 基于 CGA 的无线传感器网络覆盖区域优化	179
8.1 无线传感器网络覆盖问题模型	180
8.1.1 无线传感器网络覆盖模型的初始假设	180
8.1.2 无线传感器网络的覆盖率	180
8.1.3 无线传感器网络覆盖问题的数学模型	182
8.2 CGA 的理论	182
8.2.1 元胞自动机	182
8.2.2 元胞自动机与遗传算法结合	183
8.3 基于 CGA 的无线传感器网络覆盖区域优化	185
8.4 本章小结	188
参考文献	188
附录 测试基准	190
A.1 组合优化问题	190
A.1.1 COUNTSAT 问题	190
A.1.2 误差校正码设计问题	191
A.1.3 声音调频问题	191
A.1.4 IsoPeak 问题	192
A.1.5 最大切割图	192
A.1.6 大规模多峰欺骗问题	193
A.1.7 最低延迟任务问题	193
A.1.8 OneMax 问题	194
A.1.9 Plateau 问题	194
A.1.10 P-PEAKS 问题	195
A.1.11 可满足性问题	195
A.2 连续优化问题	196
A.2.1 理论测试问题	196
A.2.2 实际应用问题	198
A.3 多目标优化问题	200

第 1 章 绪 论

伴随生产规模的扩大和生产要求的提高,工程实践中寻求最优化的问题越来越复杂,问题的性质逐渐向高维、非线性、多约束等方向发展,这些性质造成问题的求解十分困难。传统的优化算法,如牛顿法、梯度法、BFGS 法等,在模型收敛速度和精度、模型精度、对初值的敏感度上表现出各种局限性,使算法不能求得全局最优解,因此,寻求具有普适性和高效性优化算法的任务十分迫切。为了解决工程实际中这些规模庞大繁杂的优化问题,人们根据自然界的现象提出了启发式算法,它与传统基于数值计算进行确定性搜索的优化方法不同,采用非数值计算的概率随机性搜索方式,表现出比传统优化算法更好的求解性能,自产生以后得到了快速发展。

近几十年来,主要的启发式算法有遗传算法、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,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。这些算法的独特优点和机制,引起了国内外学者的广泛重视,掀起该领域的研究浪潮,且在诸多领域中得到成功应用。而遗传算法又是这些启发式算法中研究和应用最广泛的一类,本书专门对遗传算法的相关内容进行阐述。

1.1 GA 概述

遗传算法是一种基于自然种群遗传演化机制的高效寻优搜索算法,由美国学者 Holland 首先提出。它摒弃了传统的搜索方式,通过模拟自然界生物进化过程,采用人工进化的方式对目标空间进行随机化搜索。遗传算法将问题域中的可能解看做是群体的一个个体或染色体,并将每一个个体编码成符号串形式,模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程,对群体反复进行基于遗传学的操作(选择、交叉和变异),根据预定目标适应度函数对每个个体进行评价,依据适者生存,优胜劣汰的进化规则,不断得到更优的群体,同时以全局并行搜索方式来搜索优化群体中的最优个体,求得满足要求的最优解^[1]。

1.1.1 GA 的兴起

尝试性地将生物进化过程在计算机中模拟并用于优化问题求解开始于 20 世纪 50 年代末,其目的是将生物进化的思想引入许多工程问题中,成为一种优化工具,这些开拓性的研究工作形成了遗传算法的雏形。但当时的研究进展缓慢,收效甚微。原因是缺少一种通用的编码方式,人们只有通过变异才能改变基因结构,无法使用交叉,因而增加了迭代次数。同时算法本身需要较大的计算量,当时的计算机速度无法满足要求,限制了这一仿生过程技术的迅速发展。20 世纪 60 年代中期,Holland 在 Fraser 和 Bremermann 等研究成果的基础上提出了位串编码技术,这种编码技术同时适用于变异操作和交叉操作^[1]。

遗传算法产生于 20 世纪 60 年代末到 70 年代初,美国 Michigan 大学的 Holland 在设计人工适应系统中开创性地使用了一种基于自然演化原理的搜索机制,并于 1975 年出版了专著 *Adaptation in Natural and Artificial Systems*^[1],这些有关遗传算法的基础理论为遗传算法的发展和完善奠定了基础。同时,Holland 的学生 De Jong 首次将遗传算法应用于函数优化中,设计了遗传算法执行策略和性能评价指标,他挑选的五个专门用于遗传算法数值实验的函数至今仍被频繁使用,而他提出的在线 (on-line) 和离线 (off-line) 指标仍是目前衡量遗传算法优化性能的主要手段。

遗传算法被提出之后立即受到了各国学者的广泛关注,有关遗传算法的研究成果不断涌现。20 世纪 80 年代,Holland 教授开创了基于遗传算法的机器学习的新概念,为分类器系统构造出了一个完整的框架^[2]。1989 年,Goldberg 出版了专著 *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*^[3],这是第一本遗传算法教科书,总结了当时关于遗传算法领域的研究工作,为推广和普及遗传算法的应用起到了重要的指导作用。1992 年,Koza 将遗传算法应用于计算机程序的优化设计及自动生成,提出了遗传编程的概念^[4],并且为基于符号表示的函数学习问题提供了一个有力的工具。从 20 世纪 80 年代中期起,遗传算法和进化计算到达一个研究高潮,以遗传算法和进化计算为主题的国际学术会议在世界各地定期召开,并且创办了相关杂志。1985 年,第一届国际遗传算法会议 (international conference on genetic algorithms, ICGA) 在美国 Carnegie Mellon 大学召开,以后每两年召开一届。进化规划年会 (annual conference on evolutionary programming, ACEP) 于 1992 年在美国召开第一届会议,以后每隔两年召开一届;进化计算会议 (IEEE conference on evolutionary computation, CEC) 于 1994 年开始定期召开。还有 GECCO

(genetic and evolutionary computation conference) 国际会议, PPSN (parallel problem solving from nature) 会议, FOGA (foundation of genetic algorithm) 会议, 并且创办了 *Evolutionary Computation* 和 *Adaptive Behavior* 杂志等。这些会议和杂志进一步加速了遗传算法理论的研究, 拓展了遗传算法的应用领域, 使得其成为一个多学科、多领域的重要研究方向。

1.1.2 GA 的基本原理

遗传算法实质上是一种繁衍、检测和评价的迭代算法, 一般包含以下三个处理步骤: ①对问题的解进行编码, 即用染色体表示问题的潜在解, 生成经过编码的初始种群; ②根据优化问题的目标函数构造适应度函数, 并根据适应度大小挑选个体进行遗传操作; ③按照适者生存、优胜劣汰的原理逐代演化, 得到问题的最优解或近似最优解。每个个体在种群演化过程中都被评价优劣并得到相应的适应度值, 个体在选择、交叉和变异算子的作用下向更高的适应度进化以达到寻求问题最优解的目标。遗传算法的运算流程如图 1.1 所示^[5]。

从图 1.1 可知, 遗传算法的主要运算过程如下:

(1) 编码。解空间中的解数据 x , 作为遗传算法的表现型形式。从表现型向基因型的映射称为编码。遗传算法在运行之前首先会将解空间中的解数据表达为遗传空间的编码串数据, 不同的编码串就是不同的数据点。

(2) 初始种群的生成。随机产生 N 个初始编码串, 每个编码串就是一个个体, N 个个体在一起构成一个初始种群 $P(0)$ 。遗传算法以这 N 个编码串作为起点开始迭代。设置进化代数计数器 $t \leftarrow 0$; 设置最大进化代数 T 。

(3) 适应度值评价检测。适应度函数表明个体或解的优劣性。对于不同的问题, 适应度函数的定义方式不同。根据具体问题, 计算群体 $P(t)$ 中各个个体的适应度。

(4) 选择。根据个体适应度, 将选择算子作用于种群 $P(t)$ 。

(5) 交叉。按照交叉概率 P_c , 将交叉算子作用于选择出个体, 产生新种群。

(6) 变异。按照变异概率 P_m , 将变异算子作用于新种群。种群 $P(t)$ 经过选择、交叉、变异运算后得到下一代种群 $P(t+1)$ 。

(7) 终止条件判断。若 $t \leq T$, 则 $t \leftarrow t+1$, 转到步骤(2); 若 $t > T$, 则以进化过程中所得到的具有最大适应度的个体作为最优解输出, 终止运算。

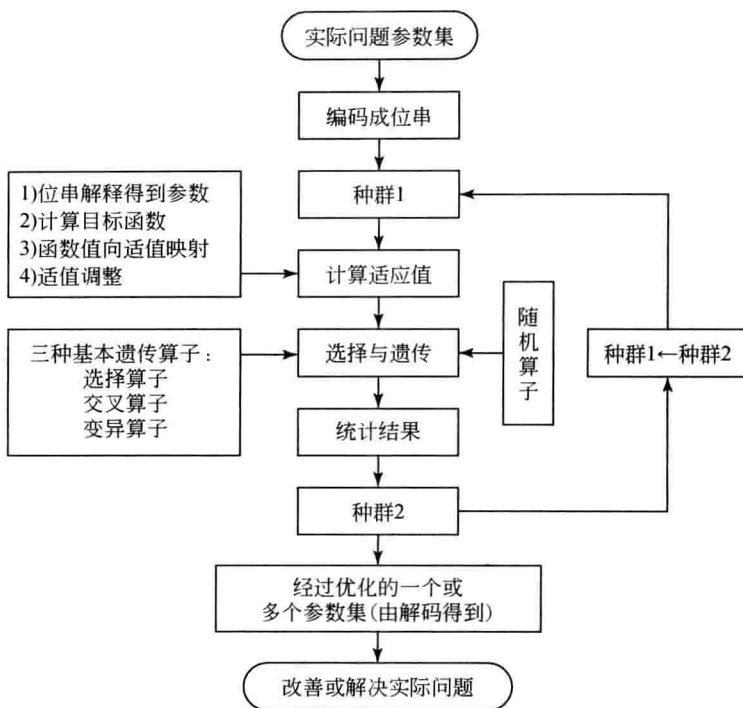


图 1.1 遗传算法运算流程图

根据以上的运算流程,基本遗传算法运算过程的伪代码如下:

```

1. procedure GA
2. begin
3.    $t=0$ ;
4.   Initialize  $P(t)$ ;
5.   Evaluate  $P(t)$ ;
6.   while not finished do
7.     begin
8.        $t=t+1$ ;
9.       Select  $P(t)$  from  $P(t-1)$ ;
10.      Reproduce pairs in  $P(t)$ ;
11.      Evaluate  $P(t)$ ;
12.    end
13. end
  
```

1.1.3 遗传操作

遗传算法的核心是遗传操作,它模拟了生物基因遗传的原理。在遗传算法中,通过编码组成初始种群后,遗传操作的任务就是对种群的个体按照它们对环境适应的程度(适应度评估)施加相关的操作,从而实现适者生存的进化过程。从搜索寻优的角度讲,遗传操作可一代又一代地优化问题解,逐步逼近最优解。遗传算法的遗传操作主要包括下面三种基本算子:选择、交叉和变异^[5~7]。以下对其进行简要介绍。

1. 选择

选择操作是从群体中选择环境适应能力更强的个体产生新群体的过程。遗传算法运用选择操作对群体中的个体优胜劣汰,以适应度函数作为评价机制,使适应度较高的个体拥有较大的概率遗传到下一代,而适应度较低的个体则遗传到下一代的概率较小,使种群中个体的适应度不断地提高,从而使其不断靠近最优解。

选择算子主要的目的是保留较优个体,减少或避免有用的遗传信息丢失,提高算法收敛到全局最优解的概率。选择算子的优劣直接对算法的最终结果产生影响,假若算子确定不合理,容易引起种群多样性丢失,使父代和子代个体过于相似,导致进化停滞不前而早熟收敛。常用的一些选择算子和它们的基本思想列于表1.1中。

表 1.1 选择算子

选择算子	基本思想
轮盘赌选择	以个体适应度值与整个种群适应度值和的比值作为个体被选中的概率挑选个体进入下一代
随机竞争选择	每次按照轮盘赌机制选择一对个体,然后让这两个个体竞争,较优个体进入下一代
最佳保留选择	首先按照轮盘赌方法选择若干个体组成竞争群体,然后将竞争群体中适应度最高的个体结构完整地复制到下一代
无回放随机选择	根据个体在下一代群体当中的生存期望值来进行随机选择运算
均匀排序选择	按照适应度大小对群体中的全部个体进行排序,根据这个排序为每个个体分配选择概率,然后进行轮盘赌选择
最优保存策略	当前种群中最优个体不参加遗传操作,替换本代遗传操作后的最劣个体直接进入下一代
随机联赛选择	每次选择出若干个体中的最优个体进入到下代群体中

2. 交叉

生物进化过程中,同源染色体交配重组得到新染色体,产生新个体或者物种,是生物遗传进化的重要环节。在遗传算法当中,交叉算子模拟生物的交配重组对群体中的个体进行交叉,不断地产生新个体,保持群体多样性,扩大在解空间的搜索范围,使算法具有较强的寻优能力,因此交叉算子在遗传算法中起着核心作用,直接决定了算法的收敛性能。

交叉算子设计主要包括交叉点位置如何确定,对交叉点基因如何操作,怎样在交叉操作中考虑具体问题等。目前,有许多常用以及改进的交叉算子,表 1.2 列出了它们的名称以及基本原理。

表 1.2 交叉算子

交叉算子	基本原理
单点交叉	在编码串中随机选择一个交叉点,然后在此点交换两交叉个体的染色体片段
两点交叉	在个体编码串中随机设置两个交叉点,然后进行部分基因交换
多点交叉	随机在个体编码串中指定多个交叉点,然后进行基因交换
均匀交叉	两配对个体编码串上的基因都有相同的交叉概率发生交换,形成新个体
算术交叉	两个个体进行线性组合产生新个体

3. 变异

在生物遗传进化的过程中,一些偶然的原因出现复制差错,导致生物的某些基因发生突变,从而出现新的染色体,表现出新的生物性状。在遗传算法中,通过变异算子的作用来对这一过程进行模拟,以较小的概率对个体的某个或者某些位进行一些特殊的改变,生成新的个体,增强种群多样性。表 1.3 中对常用的几种变异算子进行简要介绍。

表 1.3 变异算子

变异算子	基本原理
基本位变异	按照变异概率在个体编码串上随机指定一个或几个基因,然后对这几个基因值做变异运算
均匀变异	对个体编码串上的每个基因给予一个在某范围内均匀分布的较小随机数,以该随机数作为变异概率对基因座上的基因值进行变异
边界变异	随机的选择编码串中的最大或最小基因值去替换原有的基因值
非均匀变异	对编码串上的基因值做随机扰动,扰动后的基因值作为经过变异的基因值
高斯变异	将原有基因用满足正态规律的随机数来代替

1.1.4 GA 的特点

运用独到的工作原理和机制,遗传算法能够在复杂空间中进行全局优化搜索,并且具有较强的鲁棒性。它适合于无表达或有表达的任何函数,具有可实现的并行计算行为;它能解决任一类实际问题,具有广泛的应用价值。作为一种随机的优化与搜索方法,遗传算法具有鲜明的特点^[6~8]。

(1) 自组织、自适应和自学习性(智能性)。应用遗传算法求解问题时,在编码方案、适应度函数及遗传算子确定后,算法将进化过程中获得的信息自行组织搜索。由于基于自然的选择策略为适者生存,不适应者被淘汰,适应度大的个体具有较高的生存概率,通常,产生更适应环境的后代。遗传算法的这种自组织、自适应特征,使它同时具有能根据环境变化来自动发现环境的特性和规律的能力。自然选择消除了算法设计过程中的一个最大障碍,即需要事先描述问题的全部特点,并要说明针对问题的不同特点算法应采取的措施。因此,利用遗传算法的方法可以解决那些复杂的非结构问题。

(2) 遗传算法的本质并行性。遗传算法按并行方式搜索一个种群数目的点,而不是单点。它的并行性表现在两个方面,一是遗传算法是内在并行的(inherent parallelism),即遗传算法本身非常适合大规模并行。最简单的并行方式是让几台甚至数千台计算机各自进行独立种群的演化计算,运行过程中甚至不进行任何通信(独立种群之间若有少量的通信一般会带来更好的结果),等到运算结束时才通信比较,选取最佳个体。这种并行处理方式对并行系统结构没有什么限制和要求。可以说,遗传算法适合在目前所有的并行机或分布系统上进行并行处理,而且对并行效率没有太大的影响。二是遗传算法的内含并行性(implicit parallelism)。由于遗传算法采用种群的方式组织搜索,可以同时搜索空间内的多个区域,并相互交流信息。使用这种搜索方式,虽然每次只执行与种群规模 n 成比例的计算,但实质上已进行了大约 $O(n^3)$ 次有效搜索,这就使遗传算法能以较少的计算获得较大的收益。

(3) 遗传算法的处理对象不是参数本身,而是对参数集进行了编码的个体。此编码操作使得遗传算法可直接对结构对象进行操作。

(4) 许多传统搜索方法都是采用单点搜索算法,这种点对点的搜索方法对于多峰分布的搜索空间经常会陷入某个单峰的局部最优解。而遗传算法采用的是同时对搜索空间的多个解进行评估。所以遗传算法具有较好的全局搜索能力。

(5) 在标准的遗传算法中,基本上不需要其他的辅助信息,而仅用适应度函数

值来评估个体,并在此基础上进行遗传操作。它尤其适用于处理传统优化算法难于解决的复杂和非线性问题。正是基于以上的几个优点,遗传算法在很多领域都有着广泛的应用。

1.1.5 GA 的应用

遗传算法提供了一种求解复杂系统优化问题的通用框架,它不依赖于问题的具体领域,对问题的种类有很强的鲁棒性,所以应用于许多学科领域。下面简要介绍一些主要的应用领域^[5-9]。

(1) 函数优化。函数优化是遗传算法的经典应用领域,各类复杂的测试函数也是对遗传算法进行性能评价的依据。另外,对于一些使用其他优化方法很难求解的非线性、多目标函数优化问题,应用遗传算法也能够得到满意的优化结果。

(2) 调度问题。遗传算法在生产调度中得到了广泛应用,不仅避免了只依据经验调度的不可靠性,而且避免了在传统求解过程中由于对模型的大幅度简化,求得结果与实际结果之间的巨大差异。

(3) 图像处理。遗传算法在模式识别、图像恢复、图像边缘特征提取等方面得到了广泛的应用。

(4) 自动控制领域。遗传算法在参数辨识、模糊控制器的优化设计、模糊控制规则的学习中的应用取得了很显著的成果。另外,遗传算法在航空控制系统的优化、空间交会控制器的设计、故障诊断和机器人行走路径规划中的应用也取得了成功。

(5) 机器学习。基于遗传算法的机器学习,在很多领域中都得到了广泛的应用。其中比较典型的是 Holland 设计的分类器系统、机器人规划、模式识别、概念学习等。

(6) 社会与经济领域。基于遗传算法的思想,软件开发人员设计了很多的软件包,服务于各类社会和经济行业,比如金融系统和股票投资分析行业。

(7) 人工智能与科学计算。因为很多求解问题具有复杂性,往往得不到问题的解析解,人们尝试运用各种算法求出近似解来逼近最优解。遗传算法是这类算法中一种典型的方法,被广泛应用在很多问题求解中。例如将遗传算法在配电网设备检修优化模型中进行应用,如果将优化结果应用在配电网设备检修计划中,能从很大程度上降低因检修而带来的损耗,具有很好的经济应用价值。