

遗传算法综述*

席裕庚

柴天佑 恽为民

(上海交通大学自动化系·上海, 200030) (东北大学自动化研究中心·沈阳, 110006)

摘要: 遗传算法来源于进化论和群体遗传学, 是计算智能的重要组成部分, 正受到众多学科的高度重视. 本文系统综述了遗传算法的发展历程, 理论研究和应用研究, 并进行了分析和评论.

关键词: 遗传算法; 遗传计算; 遗传编程; 遗传学习; 模拟进化算法

1 遗传算法综述

本世纪五十年代中期创立了仿生学, 许多科学家从生物中寻求新的用于人造系统的灵感. 一些科学家分别独立地从生物进化的机理中发展出适合于现实世界复杂问题优化的模拟进化算法 (Simulated Evolutionary Optimization), 主要有 Holland^[1,2], Bremermann^[3] 等创立的遗传算法, Rechenberg^[4] 和 Schwefel^[5] 等创立的进化策略以及 Fogel^[6], Owens, Walsh^[7] 等创立的进化规划, 同时代有一些生物学家 Fraser^[8], Baricelli^[9] 等做了生物系统进化的计算机仿真, 很遗憾他们没有引入到人工系统. 遗传算法、进化策略及进化规划均来源于达尔文的进化论, 但三者侧重的进化层次不同, 其中遗传算法的研究最为深入、持久, 应用面也最广.

2 遗传算法的历史回顾

从六十年代开始, 密切根大学教授 Holland 开始研究自然和人工系统的自适应行为, 在这些研究中, 他试图发展一种用于创造通用程序和机器的理论. 通用程序和机器具有适应任意环境的能力, 他意识到用群体方法搜索以及选择、交换等等操作策略的重要性^[1]. 在六十年代中期至七十年代末期, 基于语言智能和逻辑—数学智能的传统人工智能十分兴盛, 而基于自然进化的思想则遭到怀疑和反对, Holland 及其数位博士生仍坚持了这一方向的研究. Bagley^[10] 发明“遗传算法”一词并发表了第一篇有关遗传算法应用的论文, 在他开创性的博士论文中采用双倍体编码, 发展了与目前类似的复制、交换、突变、显性、倒位等基因操作, 他还敏锐地察觉到防止早熟收敛的机理, 并发展了自组织遗传算法的概念. 与此同时, Rosenberg^[11] 在他的博士论文中进行了单细胞生物群体的计算机仿真研究, 对以后函数优化的研究颇有启发, 并发展了自适应交换策略. Cavicchio^[12] 1970 年研究了基于遗传算法的子程序选择和模式识别问题, 在模式识别问题上, 采用整数编码, 检索空间很大, 他提出了以预选择策略保证群体多样性, 对遗传算法参数进行中心控制的方法. 同年, Weinberg^[13] 研究了生物体的计算机仿真, 他的贡献在于提出运用多层遗传算法来进行遗传算法的参数自优化. 1968 至 1971 年, Holland 提出了重要的模式理论, 建议采用二进制编码. 与前面几位博士不同, Holland 首次采用二进制编码来研究函数优化问题, 并指出了运用 Gray 码的一些优

* 国家自然科学基金及上海市自然科学基金资助项目.
本文于 1995 年 5 月 29 日收到, 1996 年 4 月 5 日收到修改稿.

点,他研究了从生物系统引伸出的各种不同的选择和配对策略.1972年,Frantz^[14]的博士论文中研究了许多新的问题,如基因非线性(异位显性)现象,基因迁移操作及多点交换操作等,由于没有设计出诸如 GA-deception^[15]之类合适的非线性优化问题,实验结果并不具备说服力.这一年,Holland的模式理论也渐趋成熟,但在编码策略上出现了至今仍执争论的二派,一派根据模式定理建议用尽量少的符号编码,一派以数值优化计算的方便和精度为准采用一个基因一个参数的方法,并把相应的基因操作改造成适合实数操作的形式,Bosworth, Zoo 和 Zeigler^[16]是后者的开创者.1975年竖立了遗传算法发展史上的两块里程碑,一是 Holland 出版了经典著作^[2]"Adaptation in Nature and Artificial System",该书是作者十几年间许多思想及其实现的结晶,详细阐述了遗传算法的理论,并为其奠定了数学基础,发展了一整套模拟生物自适应系统的理论;二是 DeJong 完成了具有指导意义的博士论文^[17]"An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive System",他深入领会了模式定理并做了大量严格的计算实验,给出了明确的结论,他还建立了著名的 DeJong 五函数测试平台,定义了性能评价标准,并以函数优化为例,对遗传算法的六种方案的性能及机理进行了详细实验和分析,他的工作成为后继者的范例并为以后的广泛应用奠定了坚实的基础.为克服 DeJong 的轮盘赌(随机)选择操作(本文以后把选择操作统称为基因复制操作)中的随机误差,Brindle^[18]于1981年在她的博士论文中研究了六种复制策略.

进入八十年代,随着以符号系统模仿人类智能的传统人工智能暂时陷入困境,神经网络、机器学习和遗传算法等从生物系统底层模拟智能的研究重新复活并获得繁荣^[19]. Goldberg 在遗传算法研究中起着继往开来的作用,他在1983年的博士论文中第一次把遗传算法用于实际的工程系统——煤气管道的优化,从此,遗传算法的理论研究更为深入和丰富,应用研究更为广泛和完善,自1985年起,遗传算法及其应用国际会议^[20]每二年召开一次,有关人工智能的会议和刊物上大多有遗传算法的专题,Goldberg 的课本^[21]及其他学者的专著^[2,22,23]的出版有力地推动了遗传算法的传播.

进入九十年代,以不确定性、非线性、时间不可逆为内涵,以复杂问题为对象的科学新范式得到学术界普遍认同,如广义进化综合理论.由于遗传算法能有效地求解属于 NPC 类型的组合优化问题及非线性多模型、多目标的函数优化问题,从而得到了多学科的广泛重视,一些学者也认识到求解复杂问题最优解是不现实的,故而寻求满意解^[24],而遗传算法是最佳工具之一,生物进化的历史比任何数学证明都强有力,问题是遗传算法在吸收遗传学、进化论及分子生物学最新成果和在实验得到证明和证伪的同时本身也在进化.下一小节总结遗传算法在理论上的发展.

3 遗传算法的理论研究概况

遗传算法理论研究内容主要有分析遗传算法的编码策略、全局收敛性和搜索效率的数学基础、遗传算法的新结构研究、基因操作策略及其性能研究、遗传算法参数的选择以及与其它算法的综合的比较研究等.

3.1 数学基础

Holland 的模式理论^[2]奠定了 GA 的数学基础,根据隐性并行性得出的每一代处理有效模式的下限值^[2,21,25]是 $n^3 / (C_1 l^{1/2})$,其中 n 是群体大小, l 是串长, C_1 是小整数,一些研究^[2]把结果简化为 n^3 , Bertoni 和 Dorigo^[26]推广了此研究,获得 $n = 2^{\beta}$, β 为任意值时处理

多少有效模式的表达式,每一代遗传有多少新模式产生也是说明 GA 效率的重要特性,恽为民,席裕庚^[27]获得了每次至少产生 $O(2^{n-1})$ 数量级的新模式的结果。

模式定理中模式适合度难以计算和分析,Bethke^[28]运用 Walsh 函数和模式转换发展了有效的分析工具,Holland 扩展了这种计算.Frantz^[14]首先察觉到了一种常使 GA 从全局最优解发散出去的问题,称为 GA-欺骗(GA-deceptive)问题.Goldberg^[15]首先运用 Walsh 模式转换法设计出了最小 GA-欺骗问题并进行了详细分析,文献就这类问题进行了更为深入的讨论。

近几年,在遗传算法全局收敛性的分析方面取得了突破,运用的数学工具是马尔科夫链,Goldberg 和 Segrest^[29]首先使用了马尔科夫链分析了遗传算法,Eiben^[30]等用马尔科夫链证明了保留最优个体(elitist)的 GA 的概率性全局收敛,Rudolph^[31]用齐次有限马尔科夫链证明了带有复制、交换、突变操作的标准遗传算法收敛不到全局最优解,不适合于静态函数优化问题^[32],建议改变复制策略以达到全局收敛.Back^[52]和 Muhlenbein^[34]研究了达到全局最优解的遗传算法的时间复杂性问题,以上收敛性结论基于分析简化的遗传算法模型,复杂遗传算法的收敛性分析仍是困难的。

Holland 模式定理建议采用二进制编码,这得到许多学者^[21]的支持。双倍体表达是高等生物染色体的重要特性,有长期记忆等作用,早期 GA 研究者^[10,11,18]多考虑了双倍体表达,Goldberg 和 Smith^[33]用动态 Knapsack 问题进行了比较研究,实验表明双倍体比单倍体的动态跟踪能力强。双倍体的研究和应用还得深入。

由于浮点数编码有精度高、便于大空间搜索的优点,浮点数编码越来越受到重视^[35,36],Michalewicz^[37,38]比较了两种编码法的优缺点。最近 Qi 和 Palmieri^[39]对浮点数编码的遗传算法进行了严密的数学分析,用 Markov 链建模,进行了全局收敛性分析,但其结果是基于群体数为无穷大这一假设的。另外,Koza^[40,41]还发展了用计算机程序来编码,从而开创了新的应用领域。

Vose, Battle 和 Liepins^[42]等扩展了 Holland 的模式概念,揭示了不同编码之间的同构性。由于编码是 GA 应用中的首要问题,因此建立完善的理论上指导是必要的。二进制编码的进化层次是基因,而浮点数编码的进化层次是个体,用前者理论来指导后者是不合适的。

3.2 算法结构研究

在遗传算法的基本结构中插入迁移、显性、倒位等其它高级基因操作和启发式知识不作为新的算法结构讨论,因为基本流程没有改变。

遗传算法计算中的瓶颈是群体适合度函数的计算,为了克服群体数大造成的计算费时,Krishnakumar^[43]提出了称为 μ GA 的小群体方法,群体数取为五,其仿真结果显示了较高的计算效率和适用于动态系统优化的潜力。但理论上的分析与更严格的实验尚待进行。

二进制编码的遗传算法进行数值优化时,有精度不高的缺点.Schraudolph 和 Belew^[44]提出了参数动态编码(DPE)的策略,类似于 Schaffer^[45]对搜索空间尺度变换的方法,是一种提高 GA 精度的新的结构形式。当发现最重要的基因数超过某个值后,用变焦操作从而提高一倍精度,用 DeJong 的五函数仿真测试的结果显示了较高的精度,但对于非线性强的多模型优化问题,DPE 性能不佳。

遗传本质上是进行无约束优化的,简单约束尚能处理,复杂约束问题尚待研究。An-

droulakis 等^[46]提出一种扩展遗传搜索算法 (EGS), 采用实数编码, 把搜索方向作为独立的变量处理, 文中报道对无约束和有约束问题均有较好结果, 但无详细实验过程. 为了克服早熟收敛, Poths 等^[47]提出了基于迁移和人工选择的遗传算法 (GAMAS), 利用四组群体进行宏进化, 类似于并行实现的思想, 结果显示了较好的性能. 遗传算法具有天然并行的结构, 目前一般在串行机上实现. 遗传算法并行实现的研究由来已久并颇有前景, 因为它的计算瓶颈是适合度的计算^[28], Grefenstette^[48]全面研究了遗传算法并行实现的结构问题, 给出的结构形式有: 同步主从式, 半同步主从式, 非同步分布式及网络式等. Goldberg^[21]提出了基于对象设计遗传算法并行结构的思想. Muhlenbein^[49]等用并行遗传算法在由 64 个处理器构成的并行机上求出了 400 维 Rastrigin 多模型函数的全局最小解, 提供了遗传算法求解高度复杂的优化问题的有力实例. Spiessens 等^[66]也给出了遗传算法的大规模并行实现.

3.3 基因操作

基因操作主要包括复制、交换和突变, 适合度尺度变换和最优保存等策略可视作基因复制的一部分, 另外, 还有许多用得较少、作用机理尚不明或没有普遍意义的高级基因操作. 这部分内容的研究在 GA 理论研究中最为丰富多彩.

发展各种复制操作的目的是为了避免基因缺失, 提高全局收敛性和效率. 目前为止发展主要复制操作类型见表 1, 复制操作策略与编码方式无关. 复制的主要思想是串的复制概率正比于其适合度. 但适合度的分布与问题有关, 比例复制不一定合适, 故而采用适合度尺度交换方法进行弥补. 排序复制方法则与适合度的分布和正负无关.

表 1 基因复制操作

序号	名称	特点	研究者	备注
1	回放式随机采样 (轮盘赌选择)	选择误差较大.	Dejong ^[17] Brindle ^[18]	标准 GA 的成员
2	无回放式随机采样	降低选择误差, 复制数 $< f/(f+1)$, 操作不方便.	DeJong ^[17] Brindle ^[18]	
3	确定式采样	选择误差更小, 操作简易.	Brindle ^[18]	
4	柔性分段式复制	有效防止基因缺失但需要选择有关参数.	Yun ^[51]	
5	自适应柔性分段式动态群体采样	群体自适应变化, 提高搜索效率.	Yun ^[51]	
6	无回放式余数随机采样	误差最小.	Brindle ^[18] Booker ^[25]	应用较广
7	均匀排序	与适合度的大小差异程度正负无关	Back ^[52]	
8	稳态复制	保留父代中的一些高适合度串.	Syswerda ^[50]	
9	随机比赛		Brindle ^[18]	
10	复制评价		Whitley ^[53]	
11	最优串复制	全局收敛, 提高搜索效率, 但不宜于非线性强的问题.	DeJong ^[17] Back ^[52]	
12	最优串保留	保证全局收敛.	Grefenstette ^[54] Yun ^[51]	
13	适合度线性尺度变换	简单, 可消除遗传早期的超级串现象	Bagley ^[10]	应用广, 有效
14	适合度指数尺度变换	$f' = f, k$ 与特定问题有关	Gillies	
15	适合度自适应线性尺度变换	符合遗传机理, 比(13)更有效	Yun ^[51]	

交换操作的作用是组合出新的个体, 在串空间进行有效搜索, 同时须降低对有效模式的

破坏概率. 交换操作是 GA 区别于其它进化算法的重要特征^[38], 采用符号编码、实数编码及组合优化中序号编码时所用的交换策略不一样, 目前发展的主要交换策略见表 2, 其中 1, 2, 3, 4 也可用实数矢量间的交换. 交换操作的许多重要特性及适用范围有待深入研究. 模块假说^[2, 21]建议用单点交换, Syswerda^[50]的函数优化实验研究表明, 均匀交换比单点交换和双点交换好, Booker 的研究^[25]认为双点比单点交换好.

表 2 基因交换操作

序号	名称	特点	研究者	适用编码
1	单点交换	标准 GA 的成员	Holland ^[2] , DeJong ^[17] , Goldberg ^[35]	符号
2	双点交换	使用较多	Cavicchio ^[12] , Booker ^[25]	符号
3	均匀交换	每一位以相同的概率交换	Syswerda ^[50] , Whitely ^[53] , Yun ^[51]	符号
4	多点交换	交换点大于 2	Syswerda ^[50]	符号
5	部分匹配交换(PMX)		DeJong ^[17] Spears ^[55]	符号
6	序号交换(OX)		Goldberg ^[56]	序号
7	圈交换(CX)		Davis ^[57]	序号
8	启发式交换	应用领域知识	Simth ^[58]	序号
9	基于位置交换		Grfffenstette ^[54]	序号
10	算术交换		Syswerda ^[50]	序号
			Michalewicz ^{[37][38]}	实数

Qi 和 Palmieri^[39]研究了采用实数编码、群体数无限的标准 GA 中均匀交换的行为, 证明交换操作能把群体保持在合适区域内的同时搜索新的解空间. 在交换操作之前须首先配对, 目前常用的配对策略是随机配对.

当交换操作产生的后代的适合度不再比它们的前辈好又未到全局最优解时, 就会发生早熟收敛, 早熟收敛的根源是发生了有效基因缺失^[27], 这时, 为克服这种情况, 只有依赖于突变, 但常规位突变的效果是不明显又很慢的. 突变在 GA 中的作用是第二位的, 目前发展的主要突变操作见表 3.

表 3 基因突变操作

序号	名称	特点	研究者	适用编码
1	常规位突变	标准 GA 的成员	DeJong ^[17]	符号
2	有效基因突变	避免有效基因缺失	Yun ^[51]	符号
3	自适应有效基因突变	最低有效基因个数自适应变化	Yun ^[51]	符号
4	概率自调整突变	由两个串的相似性确定突变概率	Whitley ^[53]	符号
5	均匀突变	每一个实数元素以相同的概率在域内变动	Michalewicz ^[38]	实数
6	非均匀突变	使整个矢量在解空间轻微变动	Michalewicz ^[38]	实数
7	三次高斯近似突变		Bosworth, Foo, Zeigler ^[16]	实数
8	零突变		同上	实数

另外,许多高级基因操作得到了研究,如显性操作^[10,11,18]、倒位操作^[10,12,14]、分离和易位操作^[17]、增加和缺失操作^[2,12,60]以及迁移操作^[2,47]等.这些基因操作来源于群体遗传学,目前应用尚少,其机理及其作用有待进一步的深入研究,借鉴群体遗传学中有关高级基因操作的最新成果有益于该项研究.

3.4 遗传算法参数的选择

遗传算法中需要选择的参数主要有串长 l , 群体大小 n , 交换概率 p_c 以及突变概率 p_m 等,这些参数对 GA 性能影响很大.

二进制编码时,串长 l 的选择取决于特定问题解的精度. Goldberg^[61]提出了变长度串的概念,并显示了良好性能.为了选择合适的 n , p_c , p_m , 许多学者进行了研究. Schaffer^[62]建议的最优参数范围是: $n = 20 \sim 30$, $p_c = 0.75 \sim 0.95$, $p_m = 0.005 \sim 0.01$, 恽为民和席裕庚^[51]等建议 n 的选择与所求问题的非线性程度相关,非线性越大, n 越大.目前常用的参数范围是 $n = 20 \sim 200$, $p_c = 0.5 \sim 1.0$, $p_m = 0 \sim 0.05$, 在简单遗传算法 (SGA) 或标准遗传算法 (CGA) 中,这些参数是不变的. Grefenstette^[63]利用上层 GA 来优化下层 GA 的参数.目前许多学者认识到这些参数需要随着遗传进程而自适应变化,这种有自组织性能的遗传算法具有更高的鲁棒性、全局最优性和效率. Davis^[22,64]提出一种 p_c , p_m 随基因操作的在线性能自适应变化的有效方法,性能提高则 p_c 增加,反之则 p_m 增加. Fogarty^[65]研究了 p_m 随遗传代数变化的效果,例子显示 p_m 随指数下降有较好性能.恽为民,席裕庚^[27]的自适应有效基因突变也有类似效果,Whitley^[53]提出一种自适应突变策略, p_m 与一对父串间的海明距离成反比,结果显示能有效地保持基因的多样性. Srinivas 和 Patnaik 提出一种 p_c , p_m 随父串的适合度自适应变化的新方法,进行了详细的理论分析和广泛的实验研究,结果显示该法在非线性和多模型问题的优化中性能优异.在今后的研究中,遗传算法结构、基因操作和参数都会向自组织的形式发展并将进行系统的综合.

3.5 与其它算法的综合及比较研究

由于 GA 的结构是开放式的,与问题无关,所以容易和其它算法综合. Lin 等^[67]把遗传算法和模拟退火^[68]进行综合,构成模拟遗传算法,在解决几种 NPC 问题中显示良好的性能,时间复杂度为 $O(n^2)$. Bellgard 等^[69]用 GA 和模拟退火合成为遗传 Boltzman 机,用于优化 Boltzman 机的权重. Goldberg^[21]等研究了 GA 和梯度法、爬山法等局部搜索方法的结合. Grefenstette^[54], Lin^[70]和 Yun^[51]等研究了把基于领域知识的启发式规划嵌入 GA 的方法,并取得了良好效果. Petersen^[71]利用旅行商问题比较研究了 GA 模拟退火和人工神经网络解决组合优化问题的能力,结果显示 GA 性能较优. Lingber 等比较了 GA 和极快速模拟退火 (VFSR) 解决函数优化的性能,结果显示 VFSR 优于 GA.

4 遗传算法的应用研究概况

遗传算法的应用研究比理论研究更为丰富,已渗透到许多学科.遗传算法的应用按其方式可分为三大部分,即基于遗传的优化计算、基于遗传的优化编程、基于遗传的机器学习,分别简称为遗传计算 (Genetic Computation)、遗传编程 (Genetic Programming)、遗传学习 (Genetic Learning).

大多数学科都面临复杂问题优化的困扰,GA 可能会带来一种新的希望,当然,任何方法都有其特长和局限,因此在进行 GA 应用研究时,要明确如何用 GA,比传统方法有何优

点,最好有具体的比较。

4.1 遗传计算

遗传计算是 GA 最直接、最简单的应用,其面也最广。自 DeJong^[17]起,函数优化已成为经典的例子,常规采用二进制编程,目前使用实数编码的研究增多。与函数优化问题区别最大的是组合优化问题,使用序号编码,使用特殊的交换操作,下面根据应用领域介绍 GA 的应用。

在自动控制学科中,Michalewicz 等^[37,38]用浮点数编码的 GA 研究了离散时间最优控制问题,陈根社^[72]运用 GA 进行了 Riccati 方程求解。Murdock 等^[73]用 GA 分析了控制系统的鲁棒稳定问题。Krisnakumar 等^[43]用 GA 进行了航空控制系统的优化。Potter 等^[74]运用 GA 研究了数字 PID 控制器的调节。Kristinsson 和 Dumant^[75]深入研究了连续和离散的系统的参数辨识问题,用 GA 寻找零极点。Maclay 等^[76]的研究也显示了基于 GA 的参数辨识的潜力。Freeman 等^[77]用 GA 精调模糊逻辑控制器。Park^[78]等研究了一种新的基于遗传的模糊推理系统,用于产生优化参数集,获得了良好的性能。自动控制是近年来 GA 应用的活跃领域,由于 GA 有天然的增强式学习能力,因此在系统辨识、非模型控制系统设计,模糊控制器设计等方面的研究将会更为深入。以上综述的研究大多只是原理性的,面对实际应用对象的很少,以后的研究将会向实用推进。

在机器人学中,Davidor^[60]研究了把机器人当作模型未知的生物体,运用遗传算法优化机器人的连续轨迹精度。Yun 和 Xi^[79]研究了在机器人关节空间运用遗传算法求最优轨迹。Pearce^[80]用遗传算法学习机器人行为之间的协调参数。Zhao 等^[81]运用 GA 对带有操作手的移动机器人进行路径规划。Parker 和 Goldberg^[82]研究了用 GA 求解冗余度机器人的逆运动学方程。Ueyama 和 Fukuda^[83]等运用 GA 研究了细胞机器人系统的结构位形优化、运动规划以及行为协调。机器人是复杂的难以精确建模的系统,可以自然地类比为生物体,运用 GA 对机器人结构、运动行为进行优化的研究将更为活跃和深入。

遗传算法的兴起伴随着神经网络的复活,令人新奇的是神经网络已成为 GA 应用最为活跃的领域。神经网络的应用面临着两大问题^[19]:神经网络拓扑结构的优化设计与高效的学习算法。遗传算法已成为解决该两大问题的有力工具,用于优化神经网络的结构权重和学习规则。Yao^[84]给出了该方面的详细综述。该领域的研究都显示了良好的性能和潜在的应用前景。

遗传算法已渗透到了许多学科,如工程结构优化^[85]、计算数学^[67]、制造系统^[86]、航空航天^[72]、交通^[87]、计算机科学^[88]、通信^[89]、电子学^[90]、电力^[91]、材料科学^[92]等等。

4.2 遗传编程

遗传算法除了优化计算外还可以应用于更为复杂的情况^[32],而要求强有力的编码表达是最关键的。Kaza^[40,41], DeJong^[93]等发展了遗传编程的概念。Kaza 运用 LISP 编程语言来编码,LISP 符号串表示树,串中由特定问题域的各种函数和终端组成,群体进行复杂超平面的搜索。Kaza 成功地把遗传编程用于人工智能、机器学习、符号处理等^[40,41]。

遗传编码是遗传算法应用的深入,目前还不成熟,许多问题有待解决。

4.3 遗传学习

遗传学习系统是由 GA 为内核构成的增强式学习系统,一般地,群体由产生式规则组

成,利用和环境的接触来学习、完成给定任务. Holland^[2]奠定了基于遗传的机器学习的框架, Holland 和 Reitman 发展了第一个遗传学习系统,称为认知系统一号(CS-I), CSI 成为 GL 后继研究的模板,又称为分类器系统^[25](Classifier System). 在此基础上, Smith 发展了 LS-1, Schaffer^[45]发展了 LS-2. 遗传学习已被应用于许多领域,在机器人学中, Wilson 运用分类器系统进行了传感器——马达的协调研究,然后发展了 ANIMAT 系统,进行模拟人工生物在环境中自主适应的研究, Dorigo^[94]结合遗传学习和基于行为的机器人学进行了简单的、模拟生物在变化的环境中学习趋光和避热两种行为模式的研究. 遗传学习的其它应用有: 模式识别^[95]和工程^[96]等等. 遗传学习本身的研究也正在深入^[97].

5 总 结

本文回顾了遗传算法的发展历程,详细阐述了遗传算法的理论和应用研究,并进行了系统分析和评论.

本文的研究得到如下结论:遗传算法不是一种单纯的优化算法,而是一种以进化思想为基础的全新的一般方法论,是解决复杂问题的有力工具;遗传算法不是传统的确定性的计算工具,复杂问题,特别是动态的复杂问题的求解也不能(或不可能)是确定性的,应建立新的评价标准;遗传算法的理论正在深入,应用日趋广泛,但它仅是生物进化系统的简单近似模拟,其本身的发展也是不断进化的过程,理论研究需要引入新的数学工具、吸收生物学的最新成果,应用研究的成败依赖于对遗传算法和其所解决问题的深刻理解.

参 考 文 献

- [1] Holland, J. H. . Concerning Efficient Adaptive Systems. In Yovits, M. C. , Eds. , Self-Organizing Systems, 1962, 215—230
- [2] Holland, J. H. . Adaptation in Natural and Artificial Systems, 1st ed. , 1975, 2nd ed. , Cambridge, MA: MIT press, 1992
- [3] Bremermann, H. J. . Optimization Through Evolution and Recombination. in Self-Organizing Systems, Yovits, M. C. , Jacobi, G. T. and Goldstine, G. D. . Eds. , Spartan Books, 1962, 93—106
- [4] Rechenberg, I. . Evolutionsstrategie; Optimierung Technischer Systeme nach Prinzipien der Biologischen Evolution. Stuttgart; Frommann Holzboog Verlag, 1973
- [5] Schwefel, H. P. . Kybernetische Evolution Als Strategie der Experimentell Forschung in der Strmungstechnik. Diploma Thesis, Technical Univ. of Berlin, 1965
- [6] Fogel, L. J. . On the Organization of Intellect. Doctoral Dissertation, UCLA, 1964
- [7] Fogel, L. J. , Owens, A. J. , Walsh, M. J. . Artificial Intelligence through Simulated Evolution. New York; John Wiley, 1966
- [8] Fraser, A. S. . Simulation of Genetic System by Automatic Digital Computers. I: Introduction. Australian J. of Biol. Sci, 1957, 10:484—491
- [9] Barricelli, N. A. . Symbiogenetic Evolution Processes Realized by Artificial Methods. Methodos, 1957, 9(35—36): 143—182
- [10] Bagley, J. D. . The Behavior of Adaptive Systems Which Employ Genetic and Correlation Algorithms. Dissertation Abstracts International, 1967, 28(12)
- [11] Rosenberg, R. S. . A Computer Simulation of a Biological Population. Unpublished Manuscript, 1966
- [12] Cavicchio, D. J. . Reproductive Adaptive Plans. Proc. of the ACM 1972 Annual Conf. , 1972, 1—11

- [13] Weinberg, R. . Computer Simulation of a Living Cell. Doctoral Dissertation, Univ. of Michigan, Dissertations Abstracts Int. , 1970,31(9)
- [14] Frantz, D. R. . Non-Linearities in Genetic Adaptive Search. Doctoral Dissertation, Univ. of Michigan, Dissertation Abstract. Abstracts Int. , 1972,33(11),5240B—5241B
- [15] Goldberg, D. E. . Simple Genetic Algorithms and the Minimal Deceptive Problem. In L. Davis (Ed.), Genetic Algorithms and Simulated Annealing, London Pitman, 1987, 74—78
- [16] Bosworth, J. , Foo, N. , Zeigler, B. P. . Comparison of Genetic Algorithms with Conjugate Gradient Methods. CR2093, NASA
- [17] De Jong, K. A. . An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems. Ph. D. Dissertation, University Microfilms, No. 76—9381, University of Michigan, Ann Arber, 1975
- [18] Brindle, A. . Genetic Algorithms for Function Optimization, Doctoral Dissertation, Univ. of Alberta, 1981
- [19] Zurada, J. . Introduction to Artificial Neural Systems. West Publishing Company, 1992
- [20] Forrest, S. . Ed. Proc. of the Fifth Intern. Conf. on Genetic Algorithms, San Mateo, CA; Morgan Kaufmann, 1993
- [21] Goldberg, D. E. . Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Reading, MA; Addison Wesley, 1989
- [22] Davis, L. Ed. Handbook of Genetic Algorithms. New York; Van Nostrand Reinhold, 1991
- [23] Davis, L. D. . Genetic Algorithms and Simulated Annealing. Morgan Kaufmann, Los Altos, 1987
- [24] 席裕庚. 从预测控制到满意控制. 第一届中国智能控制与智能自动化学术会议论文集, 沈阳, 1994, 429—434
- [25] Booker, L. B. , Goldberg, D. E. and Holland, J. H. . Classifier Systems and Genetic Algorithms. Artificial Intelligence, 1989, 40:235—282
- [26] Bertoni, A. and Dorigo, M. . Implicit Parallelism in Genetic Algorithms. Artificial Intelligence, 1993, 61:307—314
- [27] 恽为民, 席裕庚. 遗传算法的运行机理分析. 控制理论与应用, 1996, 13(3); 289—297
- [28] Bethke, A. D. . Comparison of Genetic Algorithms and Gradient-Based Optimizers on Parallel Processors; Efficiency of Use of Processing Capacity (Technical Report No. 197). Ann Arbor; University of Michigan, Login of Computers Group, 1976
- [29] Goldberg, D. E. and Segrest, P. . Finite Markov Chain Analysis of Genetic Algorithm. Genetic Algorithms and Their Applications; Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, 1987, 1—8
- [30] Eiben, A. E. , Aarts, E. H. , and Van Hee, K. M. . Global Convergence of Genetic Algorithms; An Infinite Markov Chain Analysis. Parallel Problem Solving from Nature, Schwefel, H. P. , and Manner, R. , Eds. Heidelberg, Berlin; Springer—Verlag, 1991, 4—12
- [31] Rudolph, G. . Convergence Properties of Canonical Genetic Algorithms. IEEE Trans. on Neural Networks, 1994, 5(1):96—101
- [32] De Jong, K. A. . Are Genetic Algorithms Function Optimizers? Proc. of the Sec. Parallel Problem Solving from Nature Conf. , Manner, R. , and Manderick, B. , Eds. The Netherlands; Elsevier Science Press, 1992, 3—14
- [33] Goldberg, D. E. , Smith, R. E. . Nonstationary Function Optimization using Genetic Algorithms with Dominance and Diploidy. Genetic Algorithms and their Applications; Proc. of the Second Intern. Conf. on Genetic Algorithms, 1987, 59—68
- [34] Muhlenbein, H. . How Genetic Algorithms Really Work. I; Mutation and Hillclimbing. In Parallel Problem Solving from Nature, 2, Amsterdam, North Holland, 1992, 15—25
- [35] Goldberg, D. E. . Real-Coded Genetic Algorithm, Virtual Alphabets and Blocking. Complex Systems, 1991, 5: 139—167
- [36] Wright, A. H. . Genetic Algorithms for Real Parameter Optimization. in Foundations of Genetic Algorithms, Rawlins, G. J. E. , Ed. San Mateo, CA; Morgan Kaufmann, 1991, 205—218
- [37] Michalewicz, Z. , et. al. . Genetic Algorithms and Optimal Control Problems. Proc. 29th. IEEE Conf Decision and

- Control, 1990, 1664—1666
- [38] Michalewicz, Z., et. al.. A modified Genetic Algorithm for Optimal Control Problems. Computers Math. Applic. 1992, 23(12): 83—94
- [39] Qi, X., Palmieri, F.. Adaptive Mutation in the Genetic Algorithm, Proc. of the Sec. Ann. Conf. on Evolutionary Programming, Fogel, D. B., Atmar, W., Eds. La Jolla, CA: Evolutionary Programming Society, 1993, 192—196
- [40] Koza, J. R.. Hierarchical Genetic Algorithms Operation on Populations of Computer Programs. Proc. of 11th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence, 1989
- [41] Koza, J. R.. Genetic Programming. Cambridge, MA: MIT Press, 1992
- [42] Vose, M. D.. Generalizing the Notion of Schema in Genetic Algorithms. Artificial Intelligence, 1991, 50:385—396
- [43] Krishnakumar, K.. Micro-genetic Algorithms for Stationary and Non-Stationary Function Optimization. SPIE Intelligent Control and Adaptive Systems, 1989, 1196: 289—296
- [44] Schraudolph, N. N., Belew, R. K.. Dynamic Parameter Encoding for Genetic Algorithms. Machine Learning, 1992, 9:9—21
- [45] Schaffer, J. D.. Some Experiments in Machine Learning Using Vector Evaluated Genetic Algorithm. Unpublished Doctoral Dissertation, Vanderbilt University, Nashville, 1984
- [46] Androulakis, I. P., Venkatasubramanian, V.. A Genetic Algorithm Framework for Process Design and Optimization. Computers Chem. Engng., 1991, 15(4): 217—228
- [47] Poths, J. C., Giddens, T. D., Yadaw, S. B.. The Development and Evaluation of an Improved Genetic Algorithm Based on Migration and Artificial Selection. IEEE Trans. SMC, 1994, 24(1):73—86
- [48] Grefenstette, J. J.. Parallel Adaptive Algorithms for Function Optimization (Technical Report No. CS—81—19). Nashville: Vanderbilt University, Computer Science Department, 1981
- [49] Muhlenbein, H.. Evolution in Time and Space: the Parallel Genetic Algorithm. in: Rawlins, G, ed., Foundations of Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann, 1991
- [50] Syswerda, G.. Uniform Crossover in Genetic Algorithms. 3rd Int. Conf. on Genetic Algorithms, 1989, 2—9
- [51] 恽为民. 基于遗传的机器人运动规划. 上海交通大学博士论文, 1995
- [52] Back, T.. The Interaction of Mutation Rate, Selection and Self-Adaptation within a Genetic Algorithm. in Parallel Problem Solving from Nature, 2, Amsterdam: North Holland, 1992, 84—94
- [53] Whitley, D., et. al.. Genitor I: A Distributed Genetic Algorithm. J. Expt. Ther. Intell., 1990, 2: 189—214
- [54] Grefenstette, J. J., Gopal, R., Rosmaita, B. and Van Gucht, D.. Genetic Algorithms for the Traveling Salesman Problem. in Proc. of Intern. Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications. Grefenstette, J. J., Ed. Lawrence Earlbaum. 1985, 160—168
- [55] Spears, W. M., DeJong, K. A.. An Analysis of Multi-Point Crossover. Foundations of Genetic Algorithms, 301—315, 1991
- [56] Goldberg, D. E., Lingle, R. Alleles, Loci, and the Traveling Salesman Problem. Proc. of Intern. Conf. on Genetic Algorithms and Their Applications, 1985, 154—159
- [57] Davis, L.. Job Shop Scheduling with Genetic Algorithms. Proceedings of International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, 1985, 136—140
- [58] Smith, D.. Bin Packing with Adaptive Search. Proceedings of International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, 1985, 202—206
- [60] Davidor, Y.. Genetic Algorithms and Robotics. Singapore World Scientific Publishing, 1991
- [61] Goldberg, D. E., et. al.. Messy Genetic Algorithms; Motivation, Analysis and First Results. Complex Syst., 1989, 3: 493—530
- [62] Schaffer, J. D., et. al.. A Study of Control Parameters Affecting Online Performance of Genetic Algorithms for Function Optimization. Proc. 3rd. Conf. Genetic Algorithms, 1989, 51—60
- [63] Grefenstette, J. J.. Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms. IEEE Trans. on Systems, Man,

- and Cybernetics, 1986, SMC-16(1):122-128
- [64] Davis, L.. Adapting Operator Probabilities in Genetic Algorithms. Proc. 3rd Genetic Algorithm, 1989, 61-69
- [65] Fogarty, T. C.. Varying the Probability of Mutation in Genetic Algorithms. Proc, 3rd Conf. Genetic Algorithms, 1989, 104-109
- [66] Spiessens, P., Manderick, B.. A Massively Parallel Genetic Algorithm: Implementation and First Analysis. in Proc. of the Fourth Intern. Conf. on Genetic Algorithms, Belew, R. K., Booker, L. B., Eds, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1991, 279-286
- [67] Lin, F. T., Kao, C. Y., Hsu, C. C.. Applying the Genetic Approach to Simulated Annealing in Solving Some NP-Hard Problems. IEEE Trans. SMC, 1993, 23(6):1752-1767
- [68] Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., Vecchi, M. P.. Optimization by Simulated Annealing. Science, 1983, 671-680
- [69] Bellgard, M., Tsang, C. P.. Some Experiments on the Use of Genetic Algorithms in a Boltzmann Machine. Proc. IEEE Conf. Tools for Artificial Intelligence, 1990
- [70] Lin, J. L., et al.. Hybrid Genetic Algorithm for Container Packing in Three Dimensions. IEEE Conf. Tools for AI, 1993, 353-359
- [71] Petersen, C.. Parallel Distributed Approaches to Combinatorial Optimization. Neural Computation, 1990, 2(3), 261-269
- [72] 陈根社, 陈新海. 应用遗传算法设计自动交会控制器. 西北工大学报, 1994, 11(2)
- [73] Mudock, T. M., et al.. Use of a Genetic Algorithm to Analyze Robust Stability Problems. Proc. American Control Conf., Boston, 1991, 886-889
- [74] Potter, B., Jones, A. H.. Genetic Tuning of Digital PID Controllers. Electronic Letters, 1992, 28(9), 834-844
- [75] Kristinsson, K., Dument, G. A.. System Identification and Control Using Genetic Algorithms. IEEE Trans. SMC, 1992, 22(5): 1033-1046
- [76] Maclay, D., et al.. Applying Genetic Search Techniques to Driver-train Modelling. IEEE Control Systems Journal, 1993, 50-55
- [77] Freeman, L. M., et al.. Tuning Fuzzy Logic Controller Using Genetic Algorithms-Aerospace Applications, Proc. AAAIC, Dayton, 1990, 351-358
- [78] Park, D., Kandel, A., Langholz, G.. Genetic-Based New Fuzzy Reasoning Models with Application to Fuzzy Control. IEEE Trans. SMC, 1994, 24(1): 39-47
- [79] Yun, W. M., Xi, Y. G.. Optimum Motion Planning for Robots Using Genetic Algorithms. to be Published in Robotics and Autonomous System, 1996
- [80] Pearce, M.. The Learning of Reactive Control Parameters through Genetic Algorithms. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Automation, 1992, 709-712
- [81] Zhao, M., Ausari, N., Hou, E. S. H.. Mobile Manipulator Path Planning by a Genetic Algorithm. J. of Robotic Systems, 1994, 11(3):143-153
- [82] Parker, J. K., Goldberg, D. E.. Inverse Kinematics of Redundant Robots Using Genetic Algorithms. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, 1989, 271-275
- [83] Ueyama, T., Fukuda, T.. Knowledge Acquisition and Distributed Decision Making. IEEE Conf. Robotics and Automation, V.1, 1992, 167-172
- [84] Yao, X.. A Review of Evolutionary Artificial Neural Networks. Int. J. Intelligent Systems, 1993, 8: 539-567
- [85] Jenkins, W. M.. Structural Optimization with the Genetic Algorithm. The Structural Engineer, 1991, 69(24): 418-422
- [86] Holsapple, C. W. et al.. A Genetic-Based Hybrid Scheduler for Generating Static Schedules in Flexible Manufacturing Context. IEEE Trans. SMC, 1993, 23(4)
- [87] Thangiah, S. R., Nygard, K. E.. MICAH: A Genetic Algorithm System for Multi-Commodity Transshipment Problems. Proc. 8th Conf. Artificial Intelligence for Applications, 1992, 240-246

- [88] Hurley, S. . Taskgraph Mapping Using a Genetic Algorithm; A Comparison of Fitness Functions. Parallel Computing, 1993, 19: 1313—1317
- [89] Wang, I. Y. , Pan, H. . The Bandwidth Allocation of ATM Through Genetic Algorithm. IEEE Global Telecommunications Conference. V.1,1991, 125—129
- [90] Glasmacher, K. . Hess, A. . Zimmermann, G. . Genetic Algorithm for Global Improvement of Macrocell Layouts. Proc. IEEE Int. Conf. Computer Design-VLSI in Computers and Processors, 1991, 306—313
- [91] 韦柳涛等. 启发式基因遗传算法及其在电力系统机组组合优化中的应用. 中国电机工程学报, 1994, 14(2):67—72
- [92] Ball, N. R. , Sargent, P. M. , Lge, D. O. . Genetic Algorithm Representations for Laminate Layups, Artificial Intelligence in Engineering, 1993,8:99—108
- [93] De Jong, K. A. . On Using Genetic Algorithms to Search Program Spaces. Proc. 2nd Conf. Genetic Algorithm, 1987, 210—216
- [94] Dorigo, M. . Using Transputers to Increase Speed and Flexibility of Genetic-Based Machine Learning Systems. Microprocessing and Microprogramming J. , 1992, 14: 147—152
- [95] McAulay, A. D. , Oh, J. H. . Improving Learning of Genetic Rule-Based Classifier Systems. IEEE Trans. SMC, 1994, 24(1)
- [96] Liepins, G. E. , Wang, L. A. . Classifier System Learning of Boolean Concepts, Proc. 4th. Int. Conf. Genetic Algorithms, 1991, 318—323
- [97] Riolo, R. I. . Modeling Simple Human Category Learning with A Classifier System. in Proc. of the Fourth Intern. Conf. on Genetic Algorithms, Belew, R. K. , Booker, L. B. , Eds, San Mateo, CA; Morgan Kaufmann, 1991, 324—333

Survey on Genetic Algorithm

XI Yugeng

(Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University • Shanghai, 200030, PRC)

CHAI Tianyou and YUN Weimin

(Research Center of Automation, Northeastern University • Shenyang, 110006, PRC)

Abstract: Genetic algorithm arised from evolutionary theory and genetics, which has become the important part of computation intelligence drawing much attention from many subjects. This paper offers an overview of the history, theory and applications for genetic algorithm. Relevant analysis and evaluation are provided.

Key words: genetic algorithm; genetic computation; genetic programming; genetic learning; simulated evolutionary algorithm

本文作者简介

席裕庚 1946年生. 1968年毕业于哈尔滨军事工程学院, 1984年在慕尼黑工业大学获德国工学博士学位, 现为上海交通大学教授, 自动控制理论与应用博士生导师. 目前主要研究方向是复杂工业过程及智能机器人控制的理论和方法.

柴天佑 1947年生. 1982年和1985年于东北大学工业自动化专业获硕士和博士学位. 现为国务院学位委员会学科评议组成员, 东北大学自动化研究中心主任, 教授, 博士生导师. 主要研究方向是智能控制、自适应控制, 机器人控制等.

恽为民 1968年生. 1992年获哈尔滨工业大学硕士学位, 1995年获上海交通大学博士学位. 研究方向为: 机器人学、遗传算法及人工生命等.