第20卷 第4期 计 算 机 学 报 Vol. 20 No. 4
1997年4月 CHINESE J. COMPUTERS Apr. 1997

模拟退火算法与遗传算法的结合

王雪梅 王义和
(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系 哈尔滨 150001)

THE COMBINATION OF SIMULATED ANNEALING AND GENETIC ALGORITHMS

WANG Xuemei WANG Yihe
(*Department of Computer Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin* 150001)

1 背 景

模拟退火算法(简称SA)和遗传算法(简称GA)都是起因于自然界的某些规律的算法,是按自然法则计算的两大分支,研究将它们有机地结合起来,提高其效率,是有意义的.这也符合自然界对立与统一的本质.国际上这方面的研究刚刚开始,80年代末,人们开始将注意力投向SA与GA的结合,较典型的有:Sirag D J和Weisser D. J的"面向一致化热动态算子"("Towarda unified thermodynamic operator")[2],Bosesniuk T.和Ebeling W.的"玻尔兹曼、达尔文和黑格尔策略用于优化问题"("Boltzmann- Darwin- and Heackel-strategies in optimization problems")[3],Goldberg D. E.和Mahfoud S. W.等人的并行再生模拟退火算法(PRSA)[1],等.

2 引入Boltzmann生存机制的遗传算法的基本思想

传统遗传算法最为严重的问题是"过早收敛"问题.由于群是有限的,传统的Reproduction-Crossover-Mutation机制和按适应性比例选择,使得高于群平均的模式在下一代中获得较多的取样,这样不断进行,一旦某些模式取样在群中占有优势,传统遗传算法就会强化这种优势,从而使搜索范围迅速变窄,表现为群收敛向一些相同的串.由于"一遗传漂移",迅速收敛的群达到的未必是全局最优,这就产生了过早收敛.解决过早收敛问题的方法非常多,而且一直在发展.目前人们在向动态、适应的方法努力,如文献[4,5]等.

保持群的多样性可以预防"过早收敛"的发生,其道理是不言而喻的.但在本文中我们提到的多样性,不是各个随机串的混合.因为若保持这样的多样性,群最终很难收敛.我们指的是有用的多样性,即群中的一些个体分别代表解空间不同的局部最优所在的区域[6],我们在GA中引入Boltzmann生存机制,试图保持这种"有用的多样性".

新的个体产生后,传统的GA从群中随机取出一个个体,用一个新个体将它替换出去.这种做法虽然能保证新产生的子代永远能有再生的机会,但有时是不必要的.而且,这种替换方法也存在问题.假设在t时刻,新个体i替换旧个体i',存在两种情况:(1)若i与i'在同一区域,替换不会降低多样性,但会使适应性发生波动,特别是若i的适应性低于i'的适应性,且i'是局部最优时,就会丢失i'.由于i与i'是随机的,因此就会出现这样的情况,搜索到局部最优,但后

本文1995-03-14收到.本课题得到国家自然科技基金和攀登计划资助.王雪梅,硕士研究生,主要研究领域为计算机应用技术.王义和,教授,主要研究领域为并行计算、人工智能的理论基础.

来失去，使得在这一局部区域的搜索类似于随机搜索，难于收敛；(2) 若 i 与 i' 不在同一局部区域，则 i 必代替其它区域中的某一个，i' 所在局部区域将失去一个元素. 而且若 i 的适应性低于 i'，那么这种替换对于收敛相当不利. 这种情况出现得越多，越有两种可能：群收敛向某一局部区域；或各个局部区域之间元素互换量基本相当，但这时群的收敛性同样很差，很难找到接近全局最优的解.

目前，传统 GA 的替换策略主要有：(1)新产生的几个子代替换群中几个最坏的个体；(2)新产生子代替换其父亲等.

而生存策略(决定新生成的子代哪些能够加入到群中生存，来产生新后代)主要有：(1)接受所有子代；(2)设 f_0 是群的最低适应性，仅接受适应性大于 $f_0+1\%$ 的子代；(3)仅接受其适应性大于其群最低适应性的子代；(4)仅接受其适应性大于群最低适应性的子代；(5)仅接受适应性大于其父亲的子代.

这些生存策略可以归结为：当新产生子代的适应性大于某一随群进化而变动的阈值 f_v 时被接受. 存在这样的情况，例如 GA 欺骗问题，函数表现为适应度高的山峰被一些低谷所包围(要达到山峰必须经过低谷)，低适应性的群也可能会包含有用的模式. 因此，在遗传搜索中也应当接受差解.

基于这种考虑，我们在传统 GA 的生存策略中引入 *Boltzmann* 生存机制：设新产生的适应性为 f，变动的阈值为 $\bar{f}$，当 $f > \bar{f}$ 时，接受新个体；否则，以一定概率接受新个体 $P = \exp((f - \bar{f})/T)$，其中 T 是控制参数，相当于热力学中的温度.

将这个思想具体化，我们设计了两个扩展的遗传算法 SSB1 和 SSB2. 其中 SSB1 对每一新产生的子代，若它的适应性高于最相似的个体，则替换这个父本；否则，以概率 $P = \exp((f_c - \bar{f})/T)$ 替换其父本；而在 SSB2 中，设群平均适应性为 f_{avg}，最低适应性为 f_{weakst}，对于每一新产生的个体，若其适应性高于 $\bar{f} = (f_{avg}\text{-}f_{weakst})/2$，则在群中随机取一个低于 $\bar{f}$ 的个体来替换；否则，以概率 $\exp(f_c - \bar{f})/T)$ 替换群中适应性低于 $\bar{f}$ 的个体.

具体地，这两个算法分别描述如下：

(1)SSB1

Step1：初始化. $T \leftarrow T_0$，$i \leftarrow 0$ 用随机方法初始化群，计算群的适应性；

Step2：若 $T > T_{final}$，做以下各步；否则结束，返回最优解；

Step3：若 $i_{loop(内循环次数)} >$ Constant，做以下各步；否则，$T_i \leftarrow T_{i+1}$，$T_{i+1} < T_i$，$i \leftarrow i+1$，返回 Step2；

Step4：从群中选择 n 对个体，作为父本，对每一父本，做

(a) 由父本 $P1$，$P2$ 使用交叉，突变算子生成子代 $C1$，$C2$，计算 $C1$，$C2$ 的适应性；

(b) 若 $f_{C_i} > f_{P_i}$，$i = 1,2$，则用 Ci 替换 Pi；否则，以概率 $\exp((f_{C_i} - f_{P_i})/T)$ 保持 Pi；

Step5：返回 Step3.

这里，Constant是内循环次数，T_0，T_{final} 分别是初始温度和终止温度；算法求 f 最大即($-f$)最小.

(2)SSB2

Step1—Step3 同 SSB1；

Step4：计算 $\bar{f} = (f_{avg}\text{-}f_{weakst})/2$；

Step5：从群中选择 n 对个体，作为父本，对每一父本，做

(a) 由父本 $P1$，$P2$ 使用交叉，突变算子生成子代 $C1$，$C2$，计算 $C1$，$C2$ 的适应性；

(b) 若 $f_{C_i} > \bar{f}$，从群中随机选择一个适应性低于 $\bar{f}$ 个体替换，否则，以概率 $\exp((f_{C_i} - \bar{f})/T)$ 接受

新个体,$i=1,2$;

Step6:返回 Step3;

3 改进算法的搜索能力分析与实验结果

SSB1 算法类似于预选择模型(Preselect)[6,7]及并行再生的模拟退火算法(PRSA)[1],将新生成的子代与其父代比较,按概率替换它们的父亲.但这两种算法不同的是,SSB1 算法仍遵循模式理论,在 Reproduction 步按比例从群中选择个体生成后代.而在 PRSA 中,每一代将群中个体随机组合成$n/2$对,施以再生算子,再按Boltzmann 策略保持新生成的个体.这和GA 模式理论的"有效模式获得指数增长"是不同的,因为它将 N 个个体等可能地再生.按文献[6]中的说法,当使用 Boltzmann 选择策略时,在 Reproduction 步按适应性比例对增强选择压力作用很小,因此在 PRSA 中去掉按适应性比例选择,代之以随机配对.但是,在文献[1]中的实验表明,当群长度增加时,PRSA 解决三阶欺骗问题的效率很低.由此我们猜测,出现这种情况的原因是没有使用有效的按适应性选择方式.因此,我们的 SSB1 算法使用了改进的按适应性比例选择再生方式,力求实现:(1) 保持群的多样性;(2) 增强选择压力,使搜索能有效地被引向含最优解期望值较高的区域.

SSB2 算法类似于精华策略,从机制上看,类似于以群为基础的随机爬山.当搜索开始时,温度很高,$\exp(-\Delta f/T)$ 接近于 1.因此,SSB2 算法能允许任何解加入到群中.随着温度的降低,$\exp(-\Delta f/T)$ 逐渐减小,其中 Δf 作用逐渐明显仅在一定范围内的差解能被接受;当温度很低,接近于 0 时,$\exp(-\Delta f/T)$ 很小,因此几乎不能接受差解,这时,SSB2 的搜索接近于局部搜索(如重复改进算法).

我们将 SSB1 和 SSB2 算法分别应用于解决 TSP 问题和两个三阶欺骗问题(见文献[1]),并进行如下两组比较:SSB1 与 PRSA,SSB2 与以插入方式为生存策略的 GA(详见文献[8]).结果表明,对于同样的参数设置,SSB1 收敛速度快于 PRSA,且得到同样好的结果;SSB2 收敛速度虽然慢于以插入方式为生存策略的 GA,但得到较好的结果.附表 1 和 2 说明比较结果.

4 结论与展望

遗传算法与模拟退火算法是按自然法则计算较新的一个分支,符合自然科学及其分支相互影响、相互渗透的基本规律.本文首先回顾了 GA 与 SA 结合研究的发展情况,接着,在分析传统 GA 生存策略缺陷的基础上,提出使用 Boltzmann 策略决定个体存活的模式,设计了两个改进算法 SSB1 和 SSB2,对它们的搜索能力进行了分析和测试.结果表明,在相同测试问题上,使用相同的 GA 参数设置,SSB1 和 SSB2 在某些方面均优于它们的比较对象.

正如文献[1]中所指出的,"使用大的群,依赖于交叉算子(Crossover)的遗传算法,是较有希望将在未来占主导地位的",我们所做的工作探索使 SA 与 GA 结合的算法能很好地利用再生算子(Reproduction),力求保持群的有用的多样性.这是一个初步的、比较直接的结合思想,它的能力还有待于在更广泛的应用问题上进行测试.

参 考 文 献

1 Mahfoud S W, Golberg D E. A Genetic algorithm for parallel simulated annealing. In:Proc int Conf on Parallel Problem Solving from Nature, Netherland, 1992

2 Sirag D J, Weisser D J. Toward unified thermodynamic genetic operator. In:Proc int Conf on Genetic Algorithms and their Applications, Erbum Association, Hillsdale, NJ, 1987

3 Boseniuk T, Ebeling W. Boltzmann- Darwin- and Heackel-strategies in optimization problems. In:Proc Int Conf on

Parallel Problem Solvıng from Nature,New York,1990

4 Hesser J, Miunner R. Investigation of M-Heuristic for optimal mutation probabilities. In:Proc Int Conf on Parallel Problem Solving from Nature, Netherlands,1992

5 Schradoph N N, Belew R K. Dynamic paremeter'encoding for genetic algrothms. *Machine Learning*, 1992, 9(1):9－21

6 Mahfoud S W. Crowdıng and preselection revisited. In: Proc Int on Parallel Problem Solving from Nature,Netherlands, 1992

7 Caricchio D J. Adaptive search using simulated evolution [Ph D diss]. Ann,Arbor:University of Michigan,1970

8 王雪梅.模拟退火算法与遗传算法结合的若干问题研究[硕士学位论文].哈尔滨:哈尔滨工业大学计算机系,1995

附表:

表 1 PRSA 与 SSB1 对 TSP 问题和三阶欺骗问题的比较

表 1(a)

	36 点 TSP		72 点 TSP	
	代数	结果	代数	结果
PRSA	1650	36	2500	80
SSB1	1800	38	2700	80

表 1(b)

	Tight		Loose	
	代数	结果	代数	结果
PRSA	500	240	1000	240
SSB1	500	240	700	240

表 2 SSB2 与传统 GA 关于 TSP 问题和三阶欺骗问题的比较

表 2(a)

	36 点 TSP		72 点 TSP	
	代数	结果	代数	结果
GA	500	40	700	108
SSB2	500	38	700	100

表 2(b)

	Tight		Loose	
	代数	结果	代数	结果
GA	300	240	300	232
SSB2	420	240	700	240