

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”(“Toward a 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学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_c 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 $f_{weakest}$,对于每一新产生的个体,若其适应性高于 $\bar{f} = (f_{avg} - f_{weakest})/2$,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 $t_{loop(内循环次数)} > Constant$,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 P_1, P_2 使用交叉,突变算子生成子代 C_1, C_2 ,计算 C_1, C_2 的适应性;

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

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 $\bar{f} = (f_{avg} - f_{weakest})/2$;

Step5:从群中选择 n 对个体,作为父本,对每一父本,做

(a)由父本 P_1, P_2 使用交叉,突变算子生成子代 C_1, C_2 ,计算 C_1, C_2 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 with 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 Solving 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 parameter encoding for genetic algothms. *Machine Learning*, 1992, 9(1):9 - 21
- 6 Mahfoud S W. Crowding 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