

一种提高局部搜索能力的混合遗传算法

田延硕, 刘晓云

(电子科技大学自动化工程学院 成都 610054)

【摘要】针对遗传算法局部搜索能力弱的缺陷,提出了一种改进的混合遗传算法。根据遗传的不同阶段分为两个不同的群体——竞争群体和适应性群体,提出相关的遗传算子——繁殖因子。将运筹学中的单纯形法应用于遗传算法中,增强了遗传算法的局部搜索能力。对复杂函数的寻优实验验证了混合遗传算法的有效性,并通过与传统SGA的实算结果对比,更进一步说明了算法的改进效果。

关键词 遗传算法; 竞争群体; 适应性群体; 繁殖因子; 单纯形算法; 混合遗传算法
中图分类号 TP18 **文献标识码** A

A Mixed Genetic Algorithm of Improve Local Search Ability

TIAN Yan-shuo, LIU Xiao-yun

(School of Automation Engineering., UEST of China Chengdu 610054)

Abstract There are some limitations that using genetic algorithms. This paper presents the Mixed Genetic Algorithm(MGA). Based on the phase of genetic, the colonies are differentiated to two different colonies-adaptive population and competing population. The correlated operator, propagate gene, is brought forward. The local search ability of the genetic algorithm is enhanced by using the simplex algorithm of operational research. The emulation experiment data shows the optimizing convergence reliability and higher converging velocity.

Key words genetic algorithm; adaptive population; competing population; propagate gene; simplex algorithm; mixed genetic algorithm

遗传算法是模拟自然界生物群体进化过程中的一种随机优化方法,具有不依赖于问题模型的特性,寻优过程的自适应性,隐含的并行性以及解决复杂非线性问题的鲁棒性等优点,在许多复杂优化问题和优化设计的应用中都找到了令人满意的解。文献[1-4]对标准遗传算法的基本原理、算法流程作了详细的介绍,同时大量研究了共4方面的缺陷^[1-4]: (1) 全局搜索能力极强而局部寻优能力较差。(2) 对搜索空间变化的适应能力差。(3) 易出现早熟收敛现象。(4) 算法在交叉、变异的进化过程中随机性较强,致使搜索效率低下。这些缺陷产生的主要原因在于: (1) 交叉和变异操作,既可能产生优于父代的个体,又可能产生劣于父代的个体,尽管选择操作保证了群体向适应度大的方向演化,但到了后期,这种随机性降低了在优良解附近进行有效搜索的能力。(2) 在选择操作时,对适应度大大高于群体平均适应度的个体,会使其在后代中的数量急剧增加,以至支配整个群体,从而造成“早熟收敛”。

1 对标准遗传算法模型的改进

1.1 两个群体的划分

根据达尔文进化论中大量繁殖的概念,将群体分成适应性群体与竞争群体两种,竞争群体的规模远大于适应性群体的规模。这样,除了把适应性群体中的优良基因型延续到下一代,还增加了一些新的基因型,实际上就是使群体包含更多的模式,从而避免陷入局部最优解,减少未成熟收敛机会,增大搜索到全局最优解的可能性。

1.2 繁殖因子 p_g

本文提出了繁殖因子 p_g ——一个操作算子。通过设定 p_g 来调节竞争群体规模与适应性群体的规模的比例,从而调整对遗传算法性能起至关重要作用的群体多样性和选择压力这对矛盾,在一定程度上获得了理

收稿日期: 2004-06-03

作者简介: 田延硕(1975-),男,硕士生,主要从事智能计算、系统辨识方面的研究。

想的算法结果。 p_g 的取值为2~4,当 $p_g=1$ 时,算法退化成单一群体; $p_g>4$ 时,群体规模太大,增大计算量。

1.3 提高局部搜索能力的单纯形算法

考虑到传统的单纯形算法局部搜索能力极强,适应性强^[5],将遗传算法与单纯形算法结合可以在基本遗传算法极强的全局搜索能力的基础上,克服其局部搜索能力差的缺陷。在本文提出的混合遗传算法(Mixed Genetic Algorithm, MGA)算法中,采用了最优解保存策略。在算法进行中每代的最优个体有可能陷入局部最优,因此有必要考虑开发新的可能解,使之跳出局部最优。而次优解是潜在的最优解,因此,在遗传算法的进化操作后,以竞争群体的次优解为初始点形成初始单纯形,进行单纯形局部搜索,从而搜索到在目前环境下所对应的局部最优解,并以此替换生成的适应性群体中的次差解,形成新的种群以改善种群总体性能,从而达到提高算法局部搜索能力的目的。单纯形法的步长对搜索的效率影响很大,考虑到进化过程中,解空间会随着进化越来越小,步长若保持不变则使单纯形法在进化的后期失效。因此,需要将步长与自变量本身的精度联系起来,使步长始终不大于自变量本身的精度,从而提高单纯形法的效率。另外,单纯形法的计算量较大,所以在每一代中只选取其中的一个个体应用单纯形法求解,该个体通过在下一代中的选择策略起作用,从而达到寻优的目的。

1.4 其他遗传操作算子讨论

(1) 编码方式:二进制编码描述问题的能力比较弱,具有一定的局限性^[8]。而实数编码对问题是自然的,一致的描述,不会出现汉明悬崖现象,因此本文中采取了实数编码方法。

(2) 选择算子:本文采用了基于适应值比例的选择策略,对基于适应值比例的选择方法作了改动,直接用累加的办法,将适应度函数值 $f(x)$ 累加起来构成一个选择区,在选择时以选择区所表示的范围产生相应的选择概率。这样除去了计算误差,节省了运算成本。另外,在选择复制操作中,除了使用最优个体保留策略以外,将次优解也纳入了考虑范围。将次优解用单纯形算法进行局部寻优后,与当前群体中的次差个体比较,如果结果更优良则替换次差个体复制于下一代中,既保持样本的多样性,同时也保持较好的收敛性。

(3) 交叉、变异算子:本文采用算术交叉算子和非一致性变异算子^[4,6]。这里,变异概率 P_m 的大小是随着进化代数而自适应变化的,在进化的初期,变异概率较小,随着进化代数增大,变异概率也逐渐增大,有利于算法摆脱局部最优,增强开发新解的能力。

2 混合遗传算法应用实例

2.1 De Jong函数 F_1

De Jong函数 F_1 的形式为:

$$f_1(x_1, x_2) = 100(x_1^2 - x_2^2)^2 + (1 - x_1^2)^2 \quad -2.048 \leq x_i \leq 2.048, \quad i = 1, 2$$

单纯形遗传算法(Simplex Genetic Algorithm, SGA)与MGA函数 F_1 计算值如表1所示,由表1可知:当群体大小 P_{size} 取100时,SGA在第7代就停留在某一局部最优值不再进化,有明显的早熟收敛现象。当SGA的种群规模增大到500时,其早熟收敛现象在一定程度上缓解,但以 10^{-6} 的精度收敛于解析解概率还是较小;而采用MGA搜索,当种群规模为50、繁殖因子为3时,收敛结果即以 10^{-6} 的精度逼近解析解。由以上分析可见,MGA在耗费较少计算量(群体大小50,而SGA群体大小为500)的情况下,可以得到精度明显高于SGA的寻优结果。

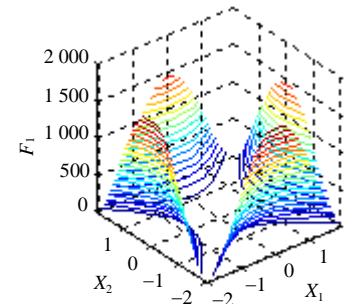


图1 函数 F_1 分布图

表1 SGA与MGA函数 F_1 计算值

	SGA($P_{size}=100$)			SGA($P_{size}=500$)			MGA($P_{size}=50, p_g=3$)		
	F_1	X_1	X_2	F_1	X_1	X_2	F_1	X_1	X_2
1	0.201 666	0.772 115	-0.759 288	0.042 122	0.893 758	-0.896 022	7.132 026	0.294 770	-0.5812 51
2	0.201 666	0.772 115	-0.759 288	0.042 122	0.893 758	-0.896 022	1.235 079	-0.051 37	-0.227 708
5	0.051 320	0.958 207	-0.969 167	0.024 344	-1.075 032	-1.074 557	0.347 619	-0.695 187	-0.674 455
7	0.011 857	-0.996 964	-0.991 497	0.009 071	-0.973 452	-0.969 358	0.001 129	1.003 507	-1.005 143
8	0.011 857	-0.996 964	-0.991 497	0.009 071	-0.973 452	-0.969 358	0.000 001	0.998 96	-0.999 948
10	0.011 857	-0.996 964	-0.991 497	0.002 029	-1.006 719	-1.004 582	0.000 001	0.998 96	-0.999 948

MGA中 p_g 不同取值的对比如表2所示,表中通过MGA中 p_g 的不同取值,可看出 p_g 较大的计算结果较好,

但是相应增加了计算量。

表2 MGA中 p_g 不同取值的对比

	$p_g=2$			$p_g=3$			$p_g=4$		
	F_1	X_1	X_2	F_1	X_1	X_2	F_1	X_1	X_2
1	0.000 079	0.995 548	-0.995 577	0.172 982	0.979 295	0.957 930	0.000 303	1.008 026	1.008 353
2	0.000 079	0.995 548	-0.995 577	0.000 045	-0.996 838	0.996 722	0.000 303	-1.008 026	1.008 353
5	0.000 016	0.998 048	-0.998 077	0.000 019	-1.001 838	1.001 722	0.000 204	-1.002 206	1.002 884
7	0.000 016	0.998 048	-0.998 077	0.000 007	-0.999 338	0.999 222	0.000 140	-0.998 456	0.997 884
8	0.000 002	1.000 548	-1.000 577	0.000 007	-0.999 338	0.999 222	0.000 000	-1.000 202	1.000 212
10	0.000 002	1.000 548	-1.000 577	0.000 007	-0.999 338	0.999 222	0.000 000	-1.000 202	1.000 212

2.2 Schaffer函数 F_2

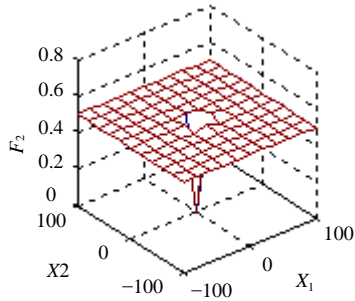


图2 函数 F_2 分布

Schaffer函数 F_2 的具体形式为:

$$f_2(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.01(x_1^2 + x_2^2)]^2} \quad -100 \leq x_i \leq 100, \quad i=1,2$$

虽然该函数在其定义域内只有一个全局极小点 $F_2(0.0, 0.0)$,但由于变量的取值范围大,采用SGA搜索时,其局部搜索能力差,因而需要设置相当大的种群规模,需耗费巨大的计算量以得到全局最优解。

SGA与MGA函数 F_2 计算值如表3所示,从表中可见,相对于SGA而言,对于搜索空间巨大的优化问题,MGA在节省计算量,提高算法效率,提高计算精度等方面的优越性更加显著。

表3 SGA与MGA函数 F_2 计算值

	SGA $P_{size}=500$			SGA $P_{size}=1\ 500$			MGA $P_{size}=500, p_g=3$		
	F_2	X_1	X_2	F_2	X_1	X_2	F_2	X_1	X_2
1	0.010 130	-1.986 537	2.403 190	0.010 819	2.126 286	2.353 849	0.037 239	-3.187 432	-5.412 387
4	0.010 130	-1.986 537	2.403 190	0.010 337	-0.029 222	-3.113 188	0.009 716	0.742 307	3.049 545
8	0.010 130	-1.986 537	2.403 190	0.010 337	-0.029 222	-3.113 188	0.003 690	0.059 820	0.010 614
13	0.010 130	-1.986 537	2.403 190	0.010 337	-0.029 222	-3.113 188	0.001 986	0.029 820	0.033 114
37	0.010 130	-1.986 537	2.403 190	0.010 337	-0.029 222	-3.113 188	0.000 317	0.017 701	0.001 839
50	0.010 130	-1.986 537	2.403 190	0.010 337	-0.029 222	-3.113 188	0.000 000	-0.000 589	0.000 005

2.3 函数 F_3

函数 F_3 的形式为:

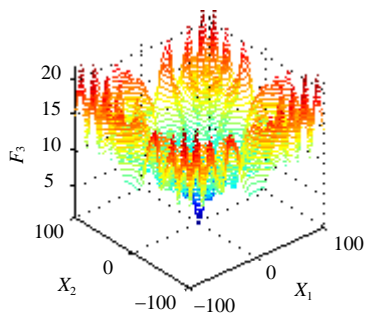


图3 函数 F_3 分布

$$f_3(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1}) + 1.0], \quad -100 \leq x_i \leq 100, \quad i=1,2$$

由图3,函数 F_3 有一个全局极小点 $F_3(0.0, 0.0)$,但是函数是个多峰函数,具有多个局部极小点,而且极小点附近曲面狭窄,极易陷入振荡之中。

在 F_3 函数的搜索中,单纯形法的步长 h 随着变量空间的精度的变化而变化,这样使得单纯形法的搜索效率大大提高。SGA与MGA函数 F_3 计算值如表4所示。从以上例子可见,在随机搜索的基础上加入学习机制(单纯形搜索),给予搜索方向一定的指导,有助于算法向全局最优解靠拢。SGA-SMGA函数 F_3 计算值如表4所示。

(下转第256页)

参 考 文 献

- [1] 陈运详. ZnO薄膜的性能和应用[J]. 压电与声光, 1991, 13(6): 63-66.
- [2] 贾晓林, 张海军, 谭伟. 氧化锌薄膜研究的新进展[J]. 材料导报, 2003, 17[专辑]: 207-210.
- [3] 陆峰, 徐成海, 闻立时. ZAO薄膜的研究现状及发展趋势[J]. 真空与低温, 2001, 7(3): 125-129.
- [4] TANG W, CAMERPN D C. Aluminum doped zinc oxide transparent conductors deposited by the sol-gel process[J]. Thin Solid Films, 1994, 238: 83-87.
- [5] MASASHI O, HIROMITS, UKOZUKA, et al. Sol-gel preparation of transparent and conductive aluminum doped zinc oxide films with highly preferential crystal orientation[J]. J.Am.Ceram. Soc, 1998, 81(6): 1 622-1 632.
- [6] OHYA Y, SAIKI H, TAKANHASHI Y. Preparation of transparent, electrically conduction ZnO film from zinc acetate alkoxide[J]. J. Mwtter. Sci, J. Am. Ceram. Soc. 1998, 81(6): 1 622-1 632.
- [7] OHYA Y, SAIKI H, TAKANHASHI Y. Preparation of transparent, electrically conduction ZnO film from zinc acetate alkoxide[J]. J. Mwtter. Sci, J. Am. Ceram. Soc. 1994, 29: 4 099-5 103.
- [8] 徐毓龙. 材料物理导论[M]. 成都:电子科技大学出版社, 1994.
- [9] 孙冰. 微区电学测试探针技术[J]. 半导体杂志, 1996, 21(2): 43-45.
- [10] LIANG S, SHENG H, LIU Y, et al. ZnO schottky ultraviolet photo-detectors [J]. Journal of Crystal Growth, 2001, 225: 110-114.
- [11] XU J Q, SHUN Y A, PAN Q Y, et al. Sensing characteristics of double layer film of ZnO [J]. Sensors and Actuwtors B, 2000, 66: 161-163.
- [12] GUO B, YE Z Z, WONG K S. Time-resolved photolumine science study of ZnO thin film grown on a (100) silicon substrate[J]. J Cryst Growth, 2003, 253: 252-256.

编辑 徐安玉

(上接第234页)

表4 SGA与MGA函数 F_3 计算值

	MGA $P_{size}=100, p_g=3$			SGA $P_{size}=500$			SGA $P_{size}=1500$		
	F_3	X_1	X_2	F_3	X_1	X_2	F_3	X_1	X_2
1	0.239 501	-0.006 520	-0.026 951	0.203 852	-0.003 870	0.033 999	0.178 942	-0.000 870	0.031 999
3	0.176 169	0.013 643	0.001 318	0.203 852	-0.003 870	0.033 999	0.178 810	-0.000 570	0.031 599
10	0.015 547	-0.000 224	0.000 090	0.203 852	-0.003 870	0.033 999	0.178 810	-0.000 570	0.031 599
15	0.000 974	-0.000 001	0.000 000	0.203 852	-0.003 870	0.033 999	0.178 810	-0.000 570	0.031 599
41	0.000 007	0.000 000	-0.000 000	0.203 852	-0.003 870	0.033 999	0.178 810	-0.000 570	0.031 599

3 结 束 语

本文针对标准遗传算法存在的一些缺陷, 提出了一种改进的混合遗传算法, 通过两个群体的遗传操作, 将传统的单纯形算法加以部分改进, 然后与标准遗传算法结合, 既提高了群体的多样性, 又使得算法的局部搜索最优解的能力大大提高。这些结果实验中都得到了验证。

本文的研究工作得到了电子科技大学青年科学基金(YF021405)的资助, 在此表示感谢。

参 考 文 献

- [1] 陈国良, 王熙法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
- [2] 阎凡平, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [3] 席裕庚, 柴天佑, 挥为民. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(6): 697-708.
- [4] 李鹏, 董聪. 基于实数编码的广义遗传算法及其在优化问题中的应用[J]. 控制与决策, 2002, 17(4): 487-490.
- [5] 李德, 钱颂迪. 运筹学[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [6] 石玉, 于盛林. 实数交叉算子的选取和算法改进[J]. 南京邮电学院学报, 2002, 22(2): 42-46.
- [7] 于海斌, 王浩波, 徐心和. 两代竞争遗传算法及其应用研究[J]. 信息与控制, 2000, 29(4): 309-314.

编辑 漆蓉