

文章编号: 1001-0920(2004)12-1437-04

变种群规模合作型协同进化遗传算法及其在优化中的应用

孙晓燕, 巩敦卫

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 分析合作型协同进化遗传算法的进化效率和计算复杂性等与子种群规模的关系; 在此基础上提出子种群规模自适应调整算法的思想, 给出子种群规模调整的依据和调整方法; 进而提出基于实数编码的变焦遗传算法。典型函数优化实例验证了该算法具有计算复杂性小和进化效率高的优点。

关键词: 合作型协同进化; 遗传算法; 变种群规模; 变焦

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Varying population size cooperative coevolutionary genetic algorithm and its application in optimization

SUN Xiao-yan, GONG Dun-wei

(College of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China Correspondent: SUN Xiao-yan, E-mail: xiaoyansxy-78@163.net)

Abstract Methodology of subpopulation size change adaptively is presented based on the analysis of the relation among population size, evolutionary efficiency and computational complexity of cooperative coevolutionary genetic algorithm. The criterion and method of subpopulation size change adaptively are given. A real zooming genetic algorithm is put forth. The algorithm is validated by benchmark function optimization.

Key words: cooperative coevolution; genetic algorithm; varying population size; zooming

1 引言

合作型协同进化遗传算法是解决高维多目标等复杂结构问题的高性能多种群进化算法。其基本思想是^[1]: 首先将待优化复杂系统变量分组, 转换为多个少变量系统优化问题; 然后对多个少变量系统分别编码, 形成多个独立的子种群, 各子种群独立进化。因为单个子种群的个体仅代表复杂系统的一个部分, 故个体进行适应度评估时必须用到其他子种群的个体信息, 称为代表个体。即待优化系统的完整解集由每个子种群中的代表个体组成, 各子种群只有相互合作才能完成优化任务。通常选择当前代种群最优个体为代表个体。

目前, 对合作型协同进化遗传算法的研究主要在于应用方面^[2,3], 但该算法计算复杂性较高。如何减小计算复杂性, 使其得以进一步广泛应用, 是需要深入研究的课题。为此, 本文研究如何提高合作型协同进化遗传算法的搜索效率和减小计算复杂性问题。首先分析合作型协同进化遗传算法的进化效率和计算复杂性等与子种群规模的关系; 在此基础上提出子种群规模自适应调整算法的思想, 给出子种群规模调整的依据和调整方法, 并提出基于实数编码的变焦遗传算法。函数优化实例验证了该算法的有效性。

收稿日期: 2004-02-02; 修回日期: 2004-04-07

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60304016)

作者简介: 孙晓燕(1978—), 女, 江苏丰县人, 硕士生, 从事进化计算的研究; 巩敦卫(1970—), 男, 江苏铜山人, 副教授, 博士, 从事进化计算、智能控制等研究。

2 合作型协同进化遗传算法性能分析

假设 K 个规模为 $m_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 的子种群合作, 合作者的规模为 N_c , 即合作团体中个体数目; 在每个生物进化周期内, 各子种群采用合适的遗传操作算子独立进化 T_i 代, 则在一个生物进化周期内, 协同进化算法适应度评估次数为

$$\text{Num} = \sum_{i=1}^K m_i T_i N_c \quad (1)$$

显然, K 和 m_i 是影响算法适应度评估次数的重要因素, 本文重点研究子种群规模即 m_i 对算法的影响. 若种群规模过小, 则算法的搜索效率降低; 若种群规模过大, 则算法的计算量难以承受. 为提高算法的整体性能, 在整个进化过程中, 应动态地删除劣子种群和劣个体, 即动态修改子种群的规模.

3 子种群规模的自适应调整

3.1 子种群规模自适应调整依据

1) 子种群的进化能力

定义子种群的进化能力为^[4]

$$E_k^T = (f_k^b(t) - f_k^b(t - \tau)) / \tau \quad (2)$$

其中: $f_k^b(t)$ 和 $f_k^b(t - \tau)$ 分别为 t 和 $t - \tau$ 时刻第 k 个种群中最优个体的适应度. 若 $E_k^T(t) > 0$ 且呈增长趋势, 则说明该种群进化能力较强, 为一生长种群, 应扩大种群规模, 增强搜索效率; 若 $E_k^T(t)$ 长期保持不变, 则表明种群进化能力较弱, 为一成熟种群, 应当缩小种群规模, 以减小计算开销.

2) 种群规模

种群的规模在很大程度上决定于搜索空间的测度. 考虑如下优化问题:

$$\begin{aligned} \min f(x_1, x_2, \dots, x_n), \\ x_i \in [a_i, b_i], i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

定义第 i 个变量的搜索测度为 $d_i = b_i - a_i$, 假设第 i 维变量搜索粒度为 $1/N_i$, 则种群规模与搜索测度的关系为

$$N = \left\lfloor \sum_{i=1}^n N_i d_i \right\rfloor \quad (3)$$

其中: N_i 取值可以相同也可以不同, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整.

3) 种群个体信用度

个体信用度指该个体对其他子种群中合作伙伴的贡献, 通过其他种群个体的适应度体现. 定义第 k 个子种群中第 j 个个体的信用度为

$$C_j^k(t) = \frac{f_j^i}{\sum_{i=1, i \neq k}^K f_j^i} / (K - 1) \quad (4)$$

其中: K 为子种群总个数, i 为与个体 j 合作的其他

子种群, f_j^i 为 j 个体所参与的第 i 子种群个体评估而得到的最优个体适应度值. 若 $C_j^k(t)$ 较大, 则说明个体性能较好, 予以保留; 否则删除. 若代表个体性能很差, 则说明子种群整体性能下降, 很难对整个算法的进化做出贡献, 这时应考虑该子种群规模的缩放和新个体的生成.

3.2 种群规模的自适应调整方法

3.2.1 基于实数编码的变焦遗传算法

每个子种群的进化采用基于实数编码的变焦遗传算法. 该算法是对种群个体解空间不断进行划分, 逐步缩小搜索空间, 以便逼近待求最优解. 关于二进制编码的变焦遗传算法可参见文献[5]. 实数编码变焦遗传算法是将个体字符串中每个字符通过与其所在空间范围的中值进行比较, 从而确定其对应解位于所在范围的左半部还是右半部. 为表示简单起见, 假设第 1 个子种群中第 i 个变量当前代最优值位于右半部分, 则重新确定其搜索空间, 第 1 次划分解空间后的编码范围为 $[(a_i + b_i)/2, b_i]$. 显然, 第 1 次空间划分便可将整个解空间划分为 $2 \sim 2^{n_1}$, n_1 表示第 1 个子种群中待优化变量个数. 然后, 子种群在新的范围内重新生成. 通过这种方法, 可以对解空间不断进行划分, 逐步缩小搜索空间, 使得遗传算法尽快收敛至最优解.

不失一般性, 仅考虑第 1 个子种群. 设 t 时刻第 1 个子种群为 $X(t)$, 其个体编码方式为

$$X(t) = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{m_1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n_1} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n_1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m_11} & X_{m_12} & \dots & X_{m_1n_1} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: m_1 为第 1 个子种群规模, n_1 为第 1 个子种群中待优化变量个数.

种群 $X(t)$ 中最优个体适应度记为 $F^m(t)$, 对应个体记为 X^* . 只进行一次迭代的比较结果不足以说明该种群最优个体所在的空间范围. 为保证个体解空间划分的有效性, 应进行多次迭代. 本文综合考虑种群进化能力, 即考察 $F^m(t), F^m(t-1), \dots, F^m(t-\tau)$ 共 τ 代最优个体, 记为 $X^* = [X_1^*, X_2^*, \dots, X_\tau^*]^T$.

定义与 X^* 同维比较矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} (a_1^l + b_1^l)/2 & \dots & (a_{n_1}^l + b_{n_1}^l)/2 \\ (a_1^l + b_1^l)/2 & \dots & (a_{n_1}^l + b_{n_1}^l)/2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (a_1^l + b_1^l)/2 & \dots & (a_{n_1}^l + b_{n_1}^l)/2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中: a_p^l 和 b_p^l 分别为第 l 次变焦时变量 x_p 的上下限;

$p = 1, 2, \dots, n_1$. 记 $B = X^* - A$, 定义

$$\begin{cases} P_{Oj} = \sum_{i=1}^{\tau} N_{um_i}, i = 1, 2, \dots, \tau \\ N_{e_j} = \tau - P_{Oj}, j = 1, 2, \dots, n_1 \end{cases} \quad (7)$$

其中: 如果 $B(i, j) > 0$, 则 $N_{um_i} = 1$; 否则, $N_{um_i} = 0$ 变焦后第 j 个变量的范围为

$$L_{and_j} = \begin{cases} [(a_j^l + b_j^l)/2, b_j^l], P_{Oj} > N_{e_j}; \\ [a_j^l, (a_j^l + b_j^l)/2], P_{Oj} < N_{e_j}; \\ [a_j^l, b_j^l], P_{Oj} = N_{e_j}. \end{cases} \quad (8)$$

根据上节种群搜索空间与种群规模的关系, 变焦后种群搜索空间减小为原来的 $1/2^{n_1} \sim 1/2$, 则种群规模相应缩小为原来的 $1/2^{n_1} \sim 1/2$

3.2.2 变焦实施的时机及新种群生成

由式(2) 设定阈值 δ , 若 $E_k^T(t) > \delta$, 则不进行变焦, 该子种群继续进化; 否则, 按式(8) 进行变焦并根据变焦后的范围自适应改变子种群规模, 重新生成子种群

设变焦后第 1 个子种群变量 x_j 的范围为 $[a_j^l, b_j^l]$, 由式(3), 新种群规模为

$$N^l = \left[\sum_{j=1}^{n_1} N_j (b_j^l - a_j^l) \right]$$

结合子种群个体信用度对种群规模的影响, 考虑同一范围内最优个体的信用度, 给出新种群生成方法

设定信用度阈值 r , 若 $C_i^k(t) > r$, 则保留最优个体, 删掉一定比例的最差个体, 其余个体重新随机均匀生成; 否则, 所有个体在新的范围内重新随机均匀生成. 因为阈值的设定具有一定的主观性, 为保证重新生成子种群的多样性, 应对其进行验证, 即利用原代表个体验证新生成种群的优越性. 若 $|f^b(t) - f^b(t - 1)| < \epsilon$ (ϵ 为一较小正实数), 则在变焦后相对应的另外一半范围内重新生成子种群. 这样便可保证子种群的多样性, 增加其有效性, 避免随机或人为因素的影响

4 实例验证

为验证本文算法的可行性与有效性, 将该算法应用于典型数值函数最小化问题, 具体待优化函数特性见表 1, 各待优化函数最小值均为 0. 算法中所需相关参数值见表 2.

将本文算法 (VSCCGA) 与传统遗传算法 (SGA) 及一般合作型协同进化算法 (GCCGA) 在算法优化解的质量 (即算法终止时找到的最优解所对应的函数值) 和计算复杂性 (即函数评价次数) 等方面进行比较. SGA 和 GCCGA 的交叉、变异概率与表 1 中取值相同, GCCGA 子种群个数与表 1 所给个数相同. 为消除一次运行结果中的随机影响, 本文对所

表 1 待优化函数特性描述

函 数 定 义	优化变量范围及参数取值
$f_1(x) = -c_1 \exp(-c_2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(c_3 x_i)) + c_3 + e$	$x_i \in [-30, 30], n = 30, c_1 = 20, c_2 = 0.2, c_3 = 2\pi$
$f_2(x) = 1 + \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \sum_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{i})$	$x_i \in [-600, 600], n = 10$
$f_3(x) = 418.9829n + \sum_{i=1}^n x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	$x_i \in [-500, 500], n = 10$
$f_4(x) = 3n + \sum_{i=1}^n x_i^2 - 3 \cos(2\pi x_i)$	$x_i \in [-5.12, 5.12], n = 20$
$f_5(x) = 100(x_1^2 - x_2^2)^2 + (1 - x_1^2)^2$	$x_i \in [-2.048, 2.048]$

表 2 相关参数取值

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
交叉概率	0.95	0.88	0.92	0.89	0.9
变异概率	0.02	0.01	0.01	0.015	0.01
种群个数	6	2	2	4	1
停滞阈值 δ	0.1	0.2	0.2	0.3	0.3
信用度阈值 γ	0.3	0.75	0.75	0.45	1
搜索粒度 $1/N_j$	20	10	12	50	50
多样性阈值 ϵ	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5

表3 优化解的质量

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
SGA	13 13	5 070 1	7 520 4	40 098 2	5 52E-01
GCCGA	9 821 3	1 810 2	2 921 5	6 400 8	3 85E-03
VSCCGA	0 502 9	0 321 3	0 425	0 203 2	2 20E-04

表4 函数评价次数

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
SGA	9 352E + 06	6 92E + 07	5 37E + 07	5 96E + 06	1 25E + 04
GCCGA	5 352E + 06	4 92E + 07	4 37E + 07	3 96E + 06	1 79E + 03
VSCCGA	3 17E + 05	7 23E + 05	8 12E + 05	1 31E + 05	9 2E + 02

有算法均运行20次,取平均结果,见表3和表4

由表3知,本文算法在解的质量方面优于简单遗传算法和一般合作型协同进化遗传算法。由表4知,本文算法的计算复杂性大大减小,这说明了本文算法在提高解的效率和减小计算复杂性方面的有效性。对评价次数进行比较时,以各算法收敛到表3最优解为终止条件。

由仿真过程知,搜索粒度不可取过小值,否则不能保证种群的多样性;当然也不可取过大值,否则种群规模过于庞大,会导致搜索速度过慢,尤其对于传统的遗传算法和合作型协同进化算法基本不可行。为防止区域变化后导致种群规模趋于0,保证合作的可实施性,需设定最小生存规模,本文设为10。仿真过程中发现,在很短的时间内种群规模就达到最小设定值,搜索速度大大加快。种群进化停滞阈值 δ 取值不可过大,否则会破坏种群多样性,造成优势个体的流失。种群保留比例也不可取值太大,否则不能有效增加种群多样性及改善早熟现象;也不可太小,否则会造成较优个体的丢失,仿真表明,其取值在40%~80%之间效果较好。

5 结 语

本文首先分析了合作型协同进化遗传算法进化效率和计算复杂性等与子种群规模的关系,在此基础上提出子种群规模自适应缩放的算法思想,给出了子种群规模缩放的若干标准,提出一种新的缩放方法——基于实数编码的变焦遗传方法。文中介绍了实数编码变焦遗传算法、变焦实施的时机、新种群生成方法以及算法实施步骤。最后通过典型函数优

化实例,验证了本文算法具有较小的计算复杂性和较高的进化效率。需要进一步研究的问题包括:1)用于同时寻求复杂函数优化问题的多个最优解的搜索区域动态变化,种群规模自适应调整的合作型协同进化遗传算法及其性能分析;2)如何有效地减少相关参数对算法性能的影响。

参考文献(References):

- [1] Mitchell A Potter, K A De Jong. Cooperative coevolution: An architecture for evolving coadapted subcomponents [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2000, 8(1): 1-29
- [2] Mitchell A Potter. The design and analysis of computational model of cooperative coevolution [D]. Virginia: George Mason University, 1997.
- [3] N Garcia-Pedrajas, C Hervas-Martinez, J Muñoz-Perez. Multiobjective cooperative coevolution of artificial neural networks [J]. *Neural Networks*, 2002: 1259-1278
- [4] 李智勇, 童调生. 基于多种群进化小生境遗传算法的神经网络进化设计方法研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(5): 607-610
(Li Z Y, Tong T S. Research on ANN evolutionary design method based on populations evolution niche genetic algorithm [J]. *Control and Decision*, 2003, 18(5): 607-610)
- [5] 刘守生, 于盛林, 丁勇, 等. 一种变焦遗传算法[J]. *控制与决策*, 2002, 17(1): 731-734
(Liu S S, Yu S L, Ding Y, et al. Zooming genetic algorithm [J]. *Control and Decision*, 2002, 17(1): 731-734)