

基于生态种群竞争模型的协同进化*

曹先彬, 罗文坚, 王煦法

(中国科学技术大学 计算机科学与技术系, 安徽 合肥 230026)

E-mail: xbcao@ustc.edu.cn

http://ai.ustc.edu.cn

摘要: 遗传算法基于适应度的进化模式没有考虑进化的外部环境和进化成分之间的关系, 这是协同进化研究的内容, 借鉴生态学对个体生存环境和种群竞争的认识, 构造了一种基于生态种群竞争模型的新的协同进化模式, 模拟实验表明, 采用该模式的改进遗传算法在改善未成熟收敛和收敛速度两方面具有良好的性能。

关键词: 遗传算法; 生态环境; 种群密度; 生态种群竞争; 未成熟收敛

中图法分类号: TP18 **文献标识码:** A

协同进化(co evolution)是近年来针对遗传算法(genetic algorithms, 简称 GA)的不足而兴起的一个研究热点, 意指多个种群通过适应度的关联同时进化, 最早由 Ehrlich 和 Raven 提出^[1]. 这一概念在理论进化中非常重要, 它被广泛定义为一种适应度基于种群密度、种群自身及相作用种群的遗传成分的进化, 特别适合于复杂进化系统的动态描述. 与协同进化相比, 遗传算法作为目前常用的一种优化技术, 只是采用基于个体自身适应度的进化模式, 而没有考虑其进化的环境和个体之间的复杂联系对个体进化的影响. 正因如此, 它在应用中表现出了易出现未成熟收敛, 并且收敛的速度较慢等缺陷. 现有的改进方法虽然很多^[2~4], 但如果仍然只是通过个体适应度来控制个体的进化, 则难以获得满意效果.

另一方面, 对协同进化的研究刚刚开始, 其研究领域也不全面. 目前主要是在人工智能游戏背景下讨论进化计算中的竞争性协同, 即一个种群中任意一个体基于适应度的进化都相关于另一种群中部分个体的直接竞争, 这需要为游戏的每一步(Host 种群)构造相应的对手集(parasite)和测试集, 以保证在对手集进化的同时, Host 能随之克服对手的挑战, 最终达到最优状态. 如文献[1, 5, 6]等中的工作. 但这种方法的实现非常困难, 很难构造一个通用的模型; 另外, 也没有直接考虑个体或种群与环境之间的相互作用. 因此, 我们认为在研究进化时, 有必要先从协同进化的 3 个方面对其建模, 再用来指导个体的进化.

生态学^[7]目前对个体所处的环境和相互间的竞争协同认识得较为深入, 它认为, 生存在一定自然环境资源制约中的种群, 通过相互之间的竞争协同, 互相驱使双方提高性能和复杂性, 从而实现种群之间的协同进化. 衡量种群竞争协同的一个主要因素是种群密度, 如果种群密度大, 则该种群的竞争能力就强, 反过来又增强了种群密度. 本文借鉴种群密度的概念, 提出一种协同进化模型, 该模型的动力学特征可以比较全面地描述个体与环境及相互之间的协同行为. 基于该模型的改进进

* 收稿日期: 1999-10-20; 修改日期: 2000-01-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69971022); 中国科学技术大学青年基金资助项目

作者简介: 曹先彬(1969-), 男, 安徽巢湖人, 博士, 副教授, 主要研究领域为计算智能, 网络安全; 罗文坚(1974-), 男, 广东梅州人, 博士生, 主要研究领域为人工免疫, 网络安全; 王煦法(1948-), 男, 江苏丹阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为计算智能, 人工生命.

化算法在一定程度上脱离了只采用个体适应度控制进化的生物进化框架. 实验结果显示了该模型在改善未成熟收敛和提高收敛速度两方面的有效性.

1 基于种群密度的协同进化模型

协同进化的个体在自身进化过程中受 3 个主要因素的影响: 个体适应度、所处生存环境以及与其他个体之间的相互竞争. 这一观点与生态学对生物进化的认识非常类似. 理论生态学在这些方面的研究也比较深入. 从种群的角度来考虑, 它认为, 在一定生态环境中的种群, 其种群进化不仅受到自身适应度的影响, 同时还受到环境和与其他种群相互之间的竞争协同的影响, 其中后两种因素在种群层次上可以通过种群密度来体现.

首先, 如果不考虑种群之间的相互竞争, 我们引入生态学中的逻辑斯谛(logistic)方程来描述种群增长与环境间的动力学特征, 它是生态学中预测种群密度的一个有效工具.

$$\frac{dN}{dt} = rN \left(\frac{K-N}{K} \right), \quad (1)$$

其中 K 表示环境负荷量, r 表示种群个体增长率, N 是种群大小, $\left(\frac{K-N}{K} \right)$ 称为 Logistic 系数. 从式(1)可以看出, Logistic 系数对种群密度变化起着一种制动作用, 使种群密度总是趋向于环境负荷量. 当 $N > K$ 时, Logistic 系数是负值, 种群密度下降; 当 $N < K$ 时, Logistic 系数是正值, 种群密度上升; 当 $N = K$ 时, Logistic 系数为 0, 此时种群密度不变(如图 1 所示).

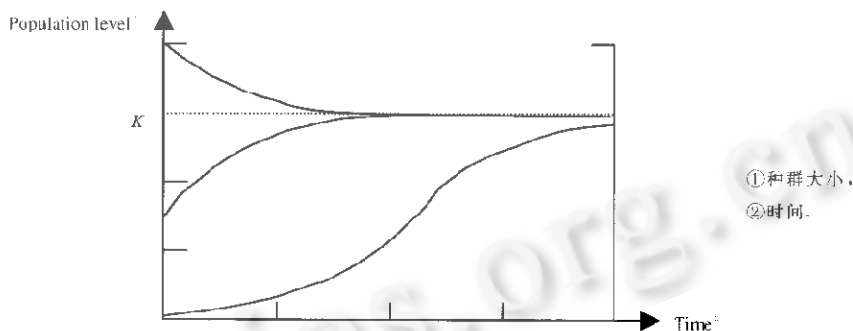


Fig. 1 The relationship of population increment and environment

图 1 种群增长与环境之间的关系

以 Logistic 方程为基础, 我们进一步考虑种群之间的协同. 这时, 种群增长符合一定的竞争方程(Lotka-Volterra 竞争方程), 这个竞争方程是在 Logistic 方程的基础上建立起来的, 构成了种群竞争的理论模型. 我们以此为基础来构造基于种群密度的协同进化模型.

先考虑两个种群 N_1 和 N_2 之间的协同. 利用如下方程来表示每个种群的增长情况:

$$\frac{dN_1}{dt} = r_1 N_1 \left(\frac{K_1 - N_1 - a_{12} N_2}{K_1} \right), \quad (2)$$

$$\frac{dN_2}{dt} = r_2 N_2 \left(\frac{K_2 - N_2 - a_{21} N_1}{K_2} \right), \quad (3)$$

其中 K_1 和 K_2 分别表示在不发生竞争的情况下, 种群 N_1 和 N_2 的环境负荷量; r_1 和 r_2 表示每个种群、每个个体的最大瞬时增长率; a_{12} 和 a_{21} 是竞争系数, a_{ij} 表示种群 N_j 的每个个体对种群 N_i 的竞争抑制作用.

此模型完全描述了种群之间基于密度的几种主要协同关系. 从式(2)和式(3)中可以看出:

(1) 若不存在种间协同,即方程中 a_{12} 或 N_2 等于 0 和 a_{21} 或 N_1 等于 0 时,两个种群各自遵循 Logistic 方程,都能呈“S”形增长,直到种群密度达到各自的环境负荷量为止,此时两种群密度达到平衡.

(2) 若存在种群协同, N_1 种群中每个个体对自身种群增长的抑制作用等于 $1/K_1$. 同样, N_2 种群中每个个体对 N_2 种群增长的抑制作用等于 $1/K_2$; N_2 种群中每个个体对 N_1 种群增长的抑制作用等于 a_{12}/K_1 , N_1 种群中每个个体对 N_2 种群增长的抑制作用等于 a_{21}/K_2 . 一般来讲,竞争系数是大于 0 而小于 1 的数值. 协同的结果将取决于 K_1, K_2, a_{12} 和 a_{21} 这 4 个值的相互关系.

令式(2)和式(3)中的 $dN_1/dt=0, dN_2/dt=0$, 即可作出每个种群的 dN/dt 等值线, 如图 2 所示. 从中可以看出:

(1) 当 $K_2/a_{21} < K_1, K_1/a_{12} > K_2$ 时, N_1 等值线位于 N_2 等值线上方, 种群 1 总是得胜, 只有在 $N_1=K_1$ 和 $N_2=0$ 时才能达到稳定平衡(如图 2(a)所示);

(2) 当 $K_2/a_{21} > K_1, K_1/a_{12} < K_2$ 时, N_2 等值线位于 N_1 等值线上方, 种群 2 总是得胜, 只有在 $N_2=K_2$ 和 $N_1=0$ 时才能达到稳定平衡(如图 2(b)所示);

(3) 当 $K_2/a_{21} < K_1, K_1/a_{12} < K_2$ 时, 两个种群都可能得胜, 都能抑制对手, 存在 3 种平衡, 但交叉点平衡是不稳定的. 稳定平衡的条件是 $N_2=K_2, N_1=0$ 或 $N_1=K_1, N_2=0$. 谁能得胜将取决于两个种群的最初数量比(如图 2(c)所示);

(4) 当 $K_2/a_{21} > K_1, K_1/a_{12} > K_2$ 时, 两个种群都不能抑制对方, 只存在一个平衡点(交叉点), 两个种群可以在各自的环境负荷量下以特定种群密度共存(如图 2(d)所示).

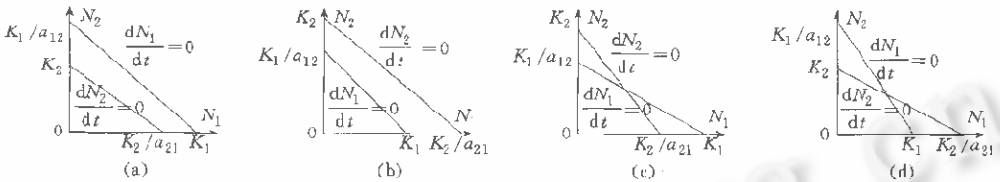


Fig. 2 The iso-lines of two collaborative populations
图2 两种群协同等值线

对于一个由 n 个不同种群组成的群落, 上述竞争方程可以改写成以下形式:

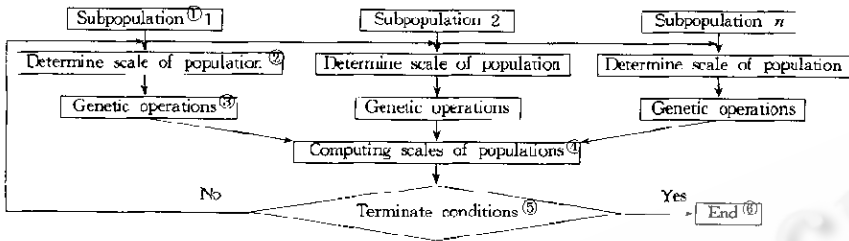
$$\frac{dN_i}{dt} = r_i N_i \left\{ \frac{K_i - N_i - \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} N_j \right)}{K_i} \right\} \quad (4)$$

这就是基于生态种群密度的协同模型. 引入此模型到进化算法中可以得到相应的协同进化模式. 它充分考虑了群体间的各种关系, 我们相信它能大大提高染色体的多样性, 同时也有利于提高全局收敛性. 于是, 我们引入如下改进遗传算法.

2 基于协同进化模型的改进遗传算法

我们利用式(4)所表示的多个种群之间的竞争方程, 提出如下改进算法(ecological competing based genetic algorithms, 简称 ECGA), 如图 3 所示.

此算法的主要思想是以一般遗传算法框架为基础, 将完整种群分为若干子群, 再进一步考虑子群间基于种群密度的协同进化. 算法在每次迭代中都依次进行进化过程和协同过程, 其中进化采用遗传算法的遗传操作方法, 协同过程通过种群竞争方程计算种群密度, 并根据计算出的种群密度调



①子群, ②确定种群规模, ③遗传操作, ④种群密度计算, ⑤结束条件满足, ⑥循环结束.

Fig. 3 The improved GA based on ecological population competing cooperation
图3 基于生态种群竞争模型的改进遗传算法流程图

整各个子群的规模, 即 $N_i(t+1) = N_i(t) + \frac{dN_i}{dt}$. 具体调整策略如下:

- (1) 如果种群 N_i 的增长值为正值, 通过随机产生 $\frac{dN_i}{dt}$ 个染色体加入种群 N_i 来增大该种群的规模;
- (2) 如果种群 N_i 的增长值为负值, 按照计算出来的适应度对种群 N_i 排序, 删除适应度最小的 $\frac{dN_i}{dt}$ 个染色体, 从而减少该种群的规模.

从上述调整方法可以看出, 如果某子群的种群密度增大, 算法随机产生 1 个或多个染色体加入该子群, 有利于提高该子群的多样性, 从而在一定程度上提高了染色体的全局分布性. 如果种群密度减小, 则删除适应度最小的 1 个或多个个体, 满足优胜劣汰的达尔文自然选择学说, 这在一定程度上提高了该种群的总体适应度, 因此, 在下一轮的循环中, 可能显示出较强的竞争实力. 算法通过上述的不断调整, 使每个种群都达到协同进化的目的.

值得指出的是, 本文在此提出的 ECGA 算法实际上既体现了种群进化过程中的种间协同竞争, 也体现出种内的自我抑制竞争过程. 将式(2)和式(3)改写为

$$\frac{dN_1}{dt} = r_1 N_1 - \frac{r_1 N_1^2}{K_1} - \frac{r_1 N_1 a_{12} N_2}{K_1}, \quad (5)$$

$$\frac{dN_2}{dt} = r_2 N_2 - \frac{r_2 N_2^2}{K_2} - \frac{r_2 N_2 a_{21} N_1}{K_2}, \quad (6)$$

其中等号右边的第 1 项代表非密度制约时的种群增长, 而第 2 项和第 3 项则分别代表对这种增长的种内自我抑制和种间协同竞争.

另外, 此算法的收敛性能显然相关于参数 K_i , r_i 和 a_{ij} . 其中 K_i 作为环境负荷量, 依赖于特定问题本身; 对于 r_i , 其值随种群数量的增加而直线下降, 当种群数量达到环境负荷量时, 其值为 0, 为此可以设定 $r_i = (K_i - N_i)/k_i$, k_i 是一系数; 因此, 算法的收敛性能和最终解的质量将主要只依赖于 a_{ij} , 这需要在使用时加以调节.

3 实验验证

我们利用一个函数优化问题的例子来验证上述改进的遗传算法的有效性. 函数的形式如下:

$$f(X) = \left| \frac{\sum_{i=1}^n \cos^4(x_i) - 2 \prod_{i=1}^n \cos^2(x_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n i x_i^2}} \right|, \quad (7)$$

其中,函数必须满足以下约束条件:

$$0 \leq x_i \leq 10, 1 \leq i \leq n; \sum_{i=1}^n x_i \leq 7.5n, 1 \leq i \leq n; \prod_{i=1}^n x_i \geq 0.75, 1 \leq i \leq n.$$

式(7)是一个非常复杂的非线性多维多峰函数,当 n 较大时,其形式十分复杂,很难得到全局极优解,甚至最大值目前尚不知道.目前对此函数的优化研究较多,如 Keane 用基本遗传算法(standard genetic algorithms,简称 SGA)求解,效果很不理想;Michalewicz 等人采用一些专门技术找到了较好的结果,但收敛速度较慢^[6,9].式(7)可作为一个比较好的验证事例.

我们采用3种方法来求解这个函数的最大值:SGA、只引入环境影响而不引入生态种群竞争的算法(non-ecological competing based genetic algorithms,简称 NECGA)以及引入环境与生态种群竞争的算法(ECGA).首先我们将完整种群分为3个子群:

(1)若采用 SGA,则对这3个子群分别进行遗传进化,可以得到3个极优解,取其中最大的作为函数的最大值.这就是引入子群的改进遗传算法.3个群体的规模都为200,选择采用赌轮法,交叉概率分别为0.5,0.25,0.125,变异概率分别为0.5,0.25,0.5.

(2)若采用 NECGA,则子群之间的竞争系数取值为0,从而去除种群竞争的作用,同样得到3个极优解,取其中最大的作为函数的最大值.3个子群的初始规模都为50,遗传操作概率同 SGA, $K_1=K_2=K_3=200, k_1=30, k_2=10, k_3=10$.

(3)若采用 ECGA,同样取3个子群的极优解中的最大值作为最后结果.假设每个子群的平均适应度分别为 $n_1favg, n_2favg, n_3favg$,我们规定 $a_{ij}=n_jfavg/n_1favg$;其他参数的取值与 NECGA 中相同.

其次,为了满足待优化函数的约束条件,我们采用文献[9]给出的方法,对第1个约束条件只考虑如下等式形式: $\prod_{i=1}^n x_i = 0.75$;为了使交叉产生的后代满足该约束条件,我们也采用文献[9]给出的几何交叉方法:假设两个父代个体为 X^1, X^2 ,产生的其中一个子代 X^3 为

$$X^3 = (\sqrt{x_1^1 \cdot x_1^2}, \dots, \sqrt{x_n^1 \cdot x_n^2}),$$

另一个个体通过变异产生.为满足约束条件,变异的方法是重新生成一个新的个体来替代旧个体.

我们通过大量实验证明了引入环境与种群竞争模型算法可以有效地改善全局收敛性.图4给出了当 $n=20$ 时3种算法的一次运行结果(迭代 10^5 次).表1给出了 10^2 次中3种算法的求解结果分别达到0.56,0.65,0.66的比例.其中:

(1)采用 SGA 求得的最大值为0.575822.其中 $X = (3.042049, 0.169010, 0.716633, 0.922792, 2.678566, 0.295519, 2.751297, 0.240361, 2.554484, 0.273227, 1.609197, 0.528582, 0.770900, 0.798303, 1.461570, 0.339346, 0.820650, 0.583024, 1.300568, 0.490513)$.

(2)采用 NECGA 求得的最大值为0.656127,其中 $X = (3.107435, 0.208117, 3.118769, 0.225814, 3.016634, 0.215605, 2.965079, 0.238606, 1.534585, 0.406505, 1.448238, 0.430459, 1.442426, 0.407416, 1.318646, 0.435310, 1.203636, 0.494460, 1.159397, 0.461230)$.

(3)采用 ECGA 求得的最大值为0.667802,其中 $X = (3.140388, 0.173549, 3.055854, 0.227301, 2.985797, 0.189669, 2.977218, 0.243606, 2.903052, 0.247114, 1.537548, 0.412819, 1.288769, 0.466242, 1.288069, 0.485392, 1.032113, 0.568685, 0.967235, 0.537200)$.

Table 1 Percents of results up to 0.56, 0.65 and 0.66**表 1** 求解结果达到 0.56, 0.65, 0.66 的比例

Algorithm ^②	Frequency ^①		
	0.56	0.65	0.66
SGA	8	0	0
NECGA	91	87	0
ECGA	100	100	97

①次数, ②算法.

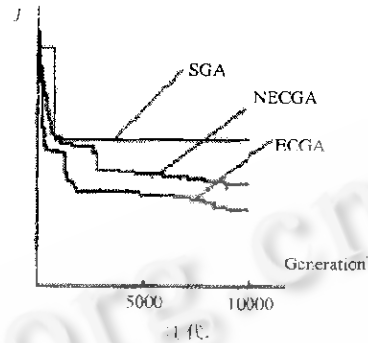
**Fig. 4** Results of the three algorithms

图 4 3 种算法运行结果示意图

同时,我们也对 $n=50$ 的函数最大值进行了求解.在算法迭代 10^4 次后,我们立即得到了与文献[9]同样的最大值 0.833 193 7,但文献[9]迭代了 3×10^4 次.这进一步验证了本文算法的优越性.

4 结束语

协同进化除了以进化算法为基础以外,还进一步考虑种群与环境之间的相互作用和种群内个体在个体间及种群间的协调,这就大大拓展了进化算法的生态基础和系统行为,也可看做是对进化算法的一大改进.目前对协同进化的研究刚刚开始,至今人们提出的还主要是一些经验的方法,难以建立针对协同进化行为的适当模型.本文借鉴理论生态学对进化环境和种群竞争的认识,提出一种基于生态种群竞争的协同进化模型;并进而改进进化算法.新算法 ECGA 除了采用个体适应度控制进化的进化模式以外,还加入了一种新的进化模式:基于种群密度的进化模式.实验结果表明,ECGA 更易趋于全局收敛.

References:

- [1] Rosen, C., *et al.* New methods for competitive coevolution. *Evolutionary Computation*, 1997, 5(1): 1~29.
- [2] Goldberg, D.E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company, 1989.
- [3] Rudolph, G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(1): 96~101.
- [4] Schradopn, N.N., *et al.* Dynamic parameter encoding for genetic algorithms. *Machine Learning*, 1992, 9(1): 9~12.
- [5] Rosen, C., *et al.* Finding opponents worth beating: methods for competitive coevolution. In: Eshelman, L.J., ed. *Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithms*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1995. 373~381.
- [6] Rosen, C., *et al.* A competitive approach to game learning. In: Blum, A., ed. *Proceedings of the 9th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory*. New York: Association for Computing Machinery, 1996. 292~302.
- [7] Shang, Yu-chang, Cai, Xiao-ming. *Common Ecology*. Beijing: Beijing University Press, 1996 (in Chinese).
- [8] Michalewicz, Z. Genetic algorithms, numerical optimization, and constrained problems. In: Eshelman, L.J., ed. *Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithms*. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1995. 151~158.
- [9] Michalewicz, Z. A note on usefulness of geometrical crossover for numerical optimization problems. *Evolutionary Programming*, 1996, 5(1): 305~312.

附中文参考文献:

[7] 尚玉昌,蔡晓明. 普通生态学. 北京:北京大学出版社,1996.

A Co-Evolution Pattern Based on Ecological Population Competition Model*

CAO Xian-bin, LUO Wen-jian, WANG Xu-fa

(Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

E mail: xbcas@ustc.edu.cn

http://ai.ustc.edu.cn

Abstract: Individual evolution is based on its fitness in Genetic Algorithm, but its living environment and relationship with other parts aren't involved. In this paper, enlightened by the knowledge of ecological environment and population competition, a new co-evolution model is proposed, which is based on Ecological Population Competition Model. The experiment results show the high efficiency of the improved Genetic Algorithms based on this model in solving premature convergence and accelerating the convergence.

Key words: genetic algorithm; ecological environment; population density; ecological population competition; premature convergence

* Received October 20, 1999; accepted January 21, 2000

Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 69971002; the Youth Foundation of the University of Science and Technology of China