

# 基于反馈机制的克隆反馈优化算法的稳定性研究

舒万能<sup>1,2,3</sup> 丁立新<sup>1,3</sup> 汪慎文<sup>1,3</sup>

(武汉大学计算机学院 武汉 430072)<sup>1</sup> (中南民族大学计算机科学学院 武汉 430074)<sup>2</sup>

(武汉大学软件工程国家重点实验室 武汉 430072)<sup>3</sup>

**摘要** 克隆选择算法是一种基于克隆选择原理的进化优化算法,但是它因受抗体浓度的影响而稳定性较差。在传统的克隆选择算法的基础上,充分考虑抗体的浓度和种群多样性两方面因素,提出了一种新的基于反馈机制的克隆反馈优化算法。该算法融入了一种进化反馈深度模型和种群生存度设计理念,有效提高了算法的稳定性。最后,将该算法应用到网格计算独立任务调度中,取得了较理想的实验结果。

**关键词** 免疫系统,克隆选择算法,反馈机制,克隆反馈优化算法,网格计算

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## Study on Stability of Clonal Feedback Optimization Algorithm Based on Feedback Mechanism

SHU Wan-neng<sup>1,2,3</sup> DING Li-xin<sup>1,3</sup> WANG Shen-wen<sup>1,3</sup>

(Computer School, Wuhan University, Wuhan 430072, China)<sup>1</sup>

(College of Computer Science, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)<sup>2</sup>

(State Key Lab of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)<sup>3</sup>

**Abstract** The clonal selection algorithm is an evolutionary optimization algorithm on the basis of clonal selection theory of the immune system, but it is subject to antibody concentration, leading less stableness. Based on the traditional clonal selection algorithm and consideration of the antibody concentration and diversity of the population, we proposed a novel clonal feedback optimization algorithm. The proposed algorithm is integrated into an evolution feedback depth model and population survivability idea, to effectively improve the stability of the algorithm. Finally, the proposed algorithm is applied to the task scheduling in grid computing, and achieves satisfactory results.

**Keywords** Immune system, Clonal selection algorithm, Feedback mechanism, Clonal feedback optimization algorithm, Grid computing

## 1 引言

在生物科学领域,人们对进化、遗传和免疫等自然现象已经进行了广泛而深入的研究。众所周知,生物免疫系统是一种高度并行的自适应信息学习系统,它能自适应地识别和排除侵入机体的抗原性异物,具有学习、记忆和自适应调节能力<sup>[1]</sup>。在生物免疫反应过程中,抗体的大量产生,降低了抗原对免疫细胞的刺激,一定程度上抑制了抗体的分化、增殖,同时抗体之间也存在着相互刺激和抑制的关系,这种抗体与抗原、抗体与抗体之间的相互制约关系,使免疫反应维持着一定的强度,从而保证了机体的免疫平衡,实现了免疫系统的自我调节功能<sup>[2]</sup>。

生物免疫系统包含许多信息处理机制,通过深入研究其各种信息处理机制,可以设计出适合于许多复杂问题的模型和算法。抗体间的相互刺激和抑制关系是根据抗体的浓度进行的,抗体浓度越高,越受到抑制;抗体浓度越低,越受到促

进<sup>[3]</sup>。在人工免疫系统中,抗体浓度表征抗体种群多样性的好坏<sup>[4]</sup>。抗体浓度过高,意味着种群中非常类似的个体大量存在,寻优搜索会集中于可行解区间的一个区域,这不利于全局优化;抗体浓度过低导致寻优工作比较困难,从而使传统的人工免疫算法的稳定性较差。本文充分考虑了抗体的浓度和维持抗体多样性两方面因素,同时融入了进化反馈深度机制和种群生存度概念,并对传统的克隆选择算法(Clonal Selection Algorithm, CSA)进行了改进,提出了一种新的基于反馈机制的克隆反馈优化算法(Clonal Feedback Optimization Algorithm, CFOA)。该算法为了合理权衡对高亲和力抗体的促进和对高浓度抗体的抑制两个方面,给出了一种进化反馈深度的模型,它能够自动调整亲和度和浓度两个指标的权重系数,有效提高了算法的稳定性能。

## 2 抗体的相关属性定义

用  $x_i^t$  表示第  $t$  代的第  $i$  个抗体,种群规模为  $n, i \in \{1, 2,$

到稿日期:2011-12-20 返修日期:2012-03-27 本文受国家自然科学基金(60803095, 60975050, 60902053),高等学校博士学科点专项科研基金(20070486081),中央高校基本科研业务费专项资金(6081014),中南民族大学自然科学基金(YZY10004)资助。

舒万能(1981-),男,博士生,讲师,主要研究方向为智能计算, E-mail: shuwanneng@yahoo.com.cn; 丁立新(1967-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能计算、智能信息处理, E-mail: lxding@whu.edu.cn(通信作者); 汪慎文(1979-),男,博士生,讲师,主要研究方向为智能计算。



由于  $A_f = \frac{S(A(t+1))}{S(A(t))}$ , 因此, 可以推导出:

$$A_f = \frac{A_o}{1+A_o F}$$

分别用  $\frac{dA_o}{A_o}$  和  $\frac{dA_f}{A_f}$  表示开环放大倍数的相对不稳定程度

和闭环放大倍数的相对不稳定程度。根据上述定义, 可以得出以下定理。

**定理 2**  $\frac{dA_f}{dA_o} = \frac{1}{(1+A_o F)^2}$

证明: 因为  $A_f = \frac{A_o}{1+A_o F}$ , 所以

$$\frac{dA_f}{dA_o} = \frac{1}{1+A_o F} - \frac{A_o F}{(1+A_o F)^2} = \frac{1}{(1+A_o F)^2}$$

**定理 3**  $\frac{dA_f}{A_f} = \frac{dA_o}{1+A_o F}$

证明: 因为  $A_f = \frac{A_o}{1+A_o F}$ ,  $dA_f = \frac{dA_o}{(1+A_o F)^2}$ , 所以

$$\frac{dA_f}{A_f} = \frac{dA_f}{\frac{A_o}{1+A_o F}} = \frac{(1+A_o F)^2}{A_o} \cdot \frac{dA_o}{(1+A_o F)^2} = \frac{dA_o}{1+A_o F}$$

通过定理 2 和定理 3 不难得出, 开环放大倍数变化了  $dA_o$  时, 闭环放大倍数相应变化了  $\frac{dA_o}{(1+A_o F)^2}$ , 闭环放大倍数的相对不稳定程度为开环放大倍数的相对不稳定程度的  $\frac{1}{1+A_o F}$ 。通过大量的实验证明,  $A_o F$  一般在 0.5~2 之间(取平均值 1.25), 也就是说, 开环放大倍数变化了  $dA_o$  时, 闭环放大倍数相应只变化了 19.8%  $dA_o$ , 闭环放大倍数的相对不稳定程度只有开环放大倍数的相对不稳定程度的 44.4%。通过理论分析不难发现, CFOA 增加反馈机制后, 稳定性能大大提高。

### 5 CFOA 算法在网格计算独立任务调度中的应用模型

网格是以资源共享为目的, 支持对可计算资源的远程和并发访问, 用高速网络连接地理上分布的可计算资源所组成的一个具有单一系统映像的高性能计算和信息服务环境<sup>[7]</sup>。如何改进网格的计算有效性, 使用网格资源高效地完成计算任务是网格系统的研究重点之一<sup>[8]</sup>。为了检验算法的有效性和稳定性, 将本文设计的 CFOA 算法应用到网格计算独立任务调度中。

在网格环境下主要考虑的任务模式为元任务, 即一组相互独立、任务之间没有通信和数据依赖的任务集合。我们用  $G$  表示网格环境,  $G = \{T, R\}$ , 其中  $T$  表示  $m$  个元任务的集合,  $R$  表示  $n$  个异构资源节点的集合,  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ ,  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 。对于每个需要调度的任务  $t_i$ , 定义以下参数: (1)  $ETC(t_i, r_j)$ : 任务  $t_i$  在资源节点  $r_j$  上的预期执行时间, 若任务  $t_i$  不能在资源节点  $r_j$  上执行, 则  $ETC(t_i, r_j) = \infty$ ; 任务  $t_i$  和节点  $r_j$  上的执行时间  $t(i, j)$  定义如下。

**定义 11** 任务  $t_i$  和节点  $r_j$  上的执行时间为

$$t(i, j) = \text{Size}(i)/B(j) + \text{Length}(i)/P(j) + d(i, j)$$

式中,  $\text{Size}(i)$  (MB) 表示任务  $t_i$  的大小,  $\text{Length}(i)$  (MFLOPs) 表示任务  $t_i$  的长度,  $d(i, k)$  (sec) 表示任务  $t_i$  和资源节点  $r_k$  之间的通信延迟,  $B(k)$  (MB/sec) 表示资源节点  $r_k$  的带宽,  $P(k)$  (MFOPS/sec) 表示资源节点  $r_k$  的计算能力。  $M_{i,k}$  是任务-资

源分配矩阵, 如果任务  $t_i$  分配到资源节点  $r_k$  上, 则  $M_{i,k} = 1$ , 否则  $M_{i,k} = 0$ 。

$m$  个元任务在  $n$  个异构的资源节点上的执行总时间描述如下:

$$M_{\Sigma}(X) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n M_{i,j} \times t(i, j) \quad (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$$

在实验测试中, 对 CFOA 算法的开环放大倍数  $A_o$ 、闭环放大倍数  $A_f$ 、反馈进化深度  $F$ 、种群的生存度  $S(A(t))$ 、闭环放大倍数变化相对开环放大倍数变化的比值  $dA_f/dA_o$ 、闭环放大倍数的相对不稳定程度和开环放大倍数的相对不稳定程度的比值  $\frac{dA_f/A_f}{dA_o/A_o}$  等参数进行了记录。每次实验运行 50 次, 实验最终数据取 50 次的平均值。具体实验结果如表 1 所列。

表 1 CFOA 算法执行结果

No.	$A_o$	$A_f$	F	$S(A(t))$	$dA_f/dA_o$	$\frac{dA_f/A_f}{dA_o/A_o}$
1	2.23	1.24	0.36	4.23	30.8%	55.5%
2	3.15	1.67	0.28	4.25	28.2%	53.1%
3	2.18	1.25	0.34	3.86	33%	57.4%
4	2.86	1.21	0.48	4.34	17.8%	42.1%
5	3.47	1.86	0.25	4.5	28.7%	53.5%
6	4.05	1.60	0.38	4.68	15.5%	39.4%
7	3.68	2.21	0.18	4.8	36.2%	60.2%
8	2.45	1.21	0.42	3.57	24.3%	49.3%
9	3.14	1.67	0.28	3.84	28.3%	53.2%
10	2.15	1.40	0.25	3.58	42.3%	65%

在下面的实验中, 通过设置不同的任务数  $m$  和不同的资源节点数  $n$  来测试 CFOA 算法的响应时间、任务调度执行时间和种群的生存度。国内外许多学者对网格任务调度算法做了大量的研究工作, 其中较为经典的有: GA (Genetic Algorithm, GA) 算法、Min-min 算法、Max-min 算法、CSA 算法、2-Phase 算法、Co-RSPB 算法、Co-RSBF 算法等。图 2、图 3 显示的是 CSA、GA、CFOA 3 种调度算法响应时间的对比; 图 4、图 5 显示的是 CSA、GA、CFOA 3 种调度算法执行时间的对比; 图 6、图 7 反映的是 CSA、GA、CFOA 3 种调度算法种群生存度的对比。

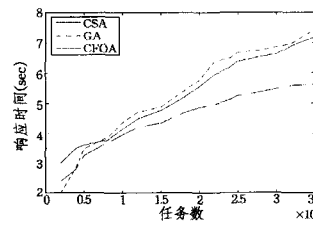


图 2 3 种调度算法响应时间比较 ( $n=100$ )

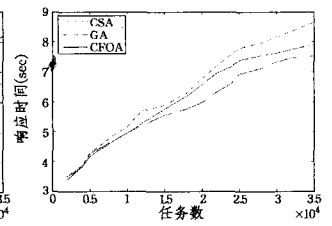


图 3 3 种调度算法响应时间比较 ( $n=120$ )

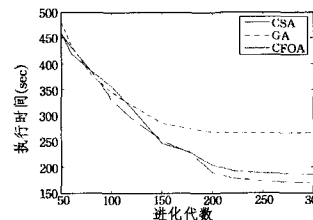


图 4 3 种调度算法执行时间比较 ( $m=40000, n=120$ )

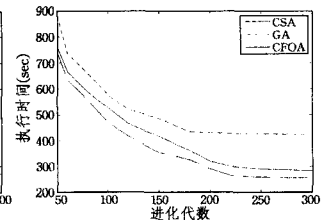


图 5 3 种调度算法执行时间比较 ( $m=40000, n=100$ )

(下转第 217 页)

仿真结果证明了 ACPGA 算法的收敛精度和快速性。这主要得益于:

- 1) 非均匀小区间生成法提供的优化初始种群;
- 2) 历史队列对种群有效样本数的提高;
- 3) 自适应变异操作抑制后期收敛的发散特性。

更重要的是, ACPGA 采用的以上 3 种改进策略都避免了适应值函数的额外调用。从表 1 的单个进化迭代的平均耗时可知, ACPGA 算法单个迭代的时间复杂度与 GA 算法相近, 且随着辨识参数个数的增加, 二者的时间消耗差距减小。当辨识参数个数为 11 时, ACPGA 增加的时间开销仅为 GA 的 0.13%。可见, ACPGA 是一种十分简洁的快速算法, 更适合在工业即时仿真中应用。

**结束语** 遗传算法作为一种高效成熟的全局优化算法, 已经逐渐在工业控制领域投入使用。原有的遗传算法研究多关注于算法本身的收敛精度和收敛速度, 忽略了实际系统对于时间复杂度的要求。本文以提高遗传算法的运算速度为切入点, 以已有的小区间生成法和自适应遗传算子理论为基础, 提出了 ACPGA 算法。该算法在不增加算法复杂度的同时, 提高了遗传算法的收敛精度和速度。仿真结果表明, 在复杂函数的多参数辨识过程中, ACPGA 算法的收敛精度、速度远远优于基本 GA 算法, 同时它没有增加算法整体的时间复杂度, 尤其适合作为实时优化算法应用于工业控制系统中。

(上接第 189 页)

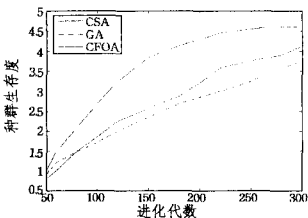


图 6 3 种调度算法种群生存度比较 ( $m=40000, n=120$ )

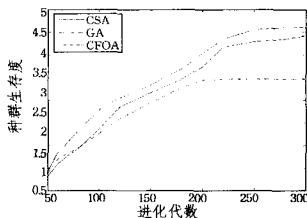


图 7 3 种调度算法种群生存度比较 ( $m=40000, n=100$ )

通过表 1 不难发现: 闭环放大倍数的相对不稳定程度和开环放大倍数的相对不稳定程度的比值大约在 50% 左右波动, 闭环放大倍数变化相对开环放大倍数变化的比值大约在 30% 左右波动。这表明, 在增加反馈机制后, CFOA 算法的稳定性能明显提高。在图 2、图 3 中, CFOA 算法的响应时间是最少的。在图 4、图 5 中, CFOA 算法的执行时间在大部分情况下都是最少的。在图 6、图 7 中, 初始种群经过 CFOA 算法进化后所获得的种群生存度最高, 整体抗体性能最优良。实验结果充分证明了 CFOA 算法的有效性和稳定性。

**结束语** De Castro 博士提出的传统免疫克隆选择算法是一个比较典型的免疫算法, 该算法能有效增强算法的全局搜索能力和多解搜索能力<sup>[9]</sup>, 但其稳定性受抗体亲和度和浓度的影响, 波动较大。本文在该算法的基础上, 提出了一种新的基于反馈机制的克隆反馈优化算法 CFOA, 该算法充分考虑了抗体的浓度和维持抗体多样性两方面因素, 同时融入了进化反馈深度机制和种群生存度概念。最后将 CFOA 算法

## 参考文献

- [1] Potts J C, Giddens T D, Yadav S B. The development and evaluation of an improved genetic algorithm based on migration and artificial selection[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1994, 24(1): 73-86
- [2] Zhu Yu. A New Parameter Optimization Algorithm of Penicillin Fermentation Model[C] // 2011 International Conference on Transportation and Mechanical & Electrical Engineering. 2011; 2592-2595
- [3] 邓莉, 鲁瑞华. 一种改进的抑制早熟收敛的模糊遗传算法[J]. *计算机科学*, 2007, 34(11): 150-153
- [4] 田丰, 姚爱民, 孙小平, 等. 基于个体相似度的双种群遗传算法[J]. *计算机工程与设计*, 2011, 32(5): 1789-1791, 1848
- [5] 高玮. 改进的快速遗传算法及其性能研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2003, 25(11): 1427-1430
- [6] Patel R, Raghuvanshi M M, Jaiswal A N. Modifying Genetic Algorithm with Species and Sexual Selection by using K-means Algorithm[C] // 2009 IEEE International Advance Computing Conference. 2009: 114-119
- [7] Guo Peng-fei, Wang Xue-zhi, Han Ying-shi. The Enhanced Genetic Algorithms for the Optimization Design[C] // 2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics. Vol. 7, 2010: 2990-2994
- [8] 浦兴成, 孙凯. 一种改进的自适应蚁群算法及其应用研究[J]. *重庆邮电大学学报: 自然科学版*, 2011, 23(3): 331-335

应用到网格计算独立任务调度中。实验结果充分证明了该算法的有效性和稳定性。

## 参考文献

- [1] Sakthivel V P, Bhuvaneshwari R, Subramanian S. Artificial immune system for parameter estimation of induction motor [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 6109-6115
- [2] Dong W M, Zhou N, Paul J C. Robust tile-based texture synthesis using artificial immune system [J]. *Neural Computing & Applications*, 2009, 18(3): 223-235
- [3] 刘丽珏, 蔡自兴. 变异协同进化的免疫克隆算法[J]. *控制与决策*, 2008, 23(6): 613-618
- [4] 李涛. 基于免疫的网络监控模型[J]. *计算机学报*, 2006, 29(9): 1515-1522
- [5] 凌军, 曹阳, 尹建华, 等. 基于小生境技术的多样性抗体生成算法[J]. *电子学报*, 2003, 31(8): 1130-1133
- [6] 张著洪. 人工免疫系统中智能优化及免疫网络算法理论与应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2004(6)
- [7] Zhu Rong-bo, Qin Ying-ying, Lai Chin-feng. Adaptive Packet Scheduling Scheme to Support Real-time Traffic in WLAN Mesh Networks[J]. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 2011, 5(9): 1492-1512
- [8] Vijayalakshmi K, Radhakrishnan S. A novel hybrid immune-based GA for dynamic routing to multiple destinations for overlay networks [J]. *Soft Computing*, 2010, 14(11): 1227-1239
- [9] 郑日荣, 毛宗源, 罗欣贤. 改进人工免疫算法的分析研究[J]. *计算机工程与应用*, 2003, 31(34): 35-37