

# 免疫文化基因算法求解多模态函数优化问题\*

刘合安<sup>1</sup>, 张群慧<sup>2</sup>

(1. 湖南城市学院 信息科学与工程学院, 湖南 益阳 413000; 2. 湖南信息科学职业学院, 长沙 410151)

**摘要:** 为了尽可能找到多模态函数优化问题的全部最优解, 提出了一种免疫文化基因算法。采用危险信号自适应引导免疫克隆、变异和选择过程, 并采用 Baldwin 学习机制作为局部搜索策略, 增强了算法搜索最优解的能力。实验结果表明, 本算法求解精度较高。

**关键词:** 免疫优化; 多模函数; 文化基因算法; 危险信号

**中图分类号:** TP18      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)12-4515-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.12.029

## Multi-model function optimization based on immune clonal memetic algorithm

LIU He-an<sup>1</sup>, ZHANG Qun-hui<sup>2</sup>

(1. School of Information Science & Engineering, Hunan City University, Yiyang Hunan 413000, China; 2. Hunan Information Science Vocational College, Changsha 410151, China)

**Abstract:** For finding all the extreme solutions for multi-model function optimization, this paper proposed an immune clonal optimization memetic algorithm. The algorithm used the danger signal to adaptively guide the clonal, mutation and selection operators. And it also used the Baldwin learning mechanism for the local search, to enhance the searching ability for the best solutions. The experimental results show that the algorithm has higher precise solution.

**Key words:** immune optimization; multi-model function; memetic algorithm; danger signal

### 0 引言

现实生活中的很多问题经过数学建模后, 均可以抽象为数值函数优化问题。同时, 由于问题本身的复杂性, 很多问题都属于多模态函数优化问题<sup>[1]</sup>, 即要求出多个全局最优解和局部最优解, 从而为决策者提供多种选择。因此, 如何尽可能求得多模态的全局极大值点和尽量多的局部极大值, 一直是研究者不断探索的课题。

传统的优化手段对目标函数要求苛刻, 如需要满足可导或可微等, 导致有些函数难以优化, 容易产生陷入局部解而难以得到全局最优解、收敛速度较慢等问题。智能优化算法是求解此类问题的一类有效算法, 已有不同的研究者提出了不同的智能优化求解方案<sup>[2-8]</sup>, 如人工蜂群算法、遗传算法、差分进化算法、粒子群算法、免疫算法等。对于传统的启发式信息算法求解多峰值函数优化问题, 均存在着如何避免陷于局部极值点的问题。

人工免疫系统是一种受生物免疫机制启发而建立的用于解决各种复杂问题的计算系统, 已经在优化、故障诊断、控制和数据处理等多个领域得到广泛应用。克隆选择是生物免疫系统理论的重要学说, 根据该原理, 有许多研究者提出了用于解决工程问题的克隆选择算法。对于采用免疫算法求解的多峰值函数优化问题, 其效果显著好于传统的优化算法<sup>[7]</sup>, 但求解精度还有待进一步提高。危险理论认为, 免疫系统分辨病毒等异己抗原的关键是对生物机体内部环境的感知, 即以环境变动

为依据产生危险信号进而引导免疫应答。文化基因算法是一种基于种群的全局搜索和基于个体的局部搜索的混合算法<sup>[9-11]</sup>。传统的算法在求解多峰函数优化问题时, 往往容易陷入局部最优。受此启发, 本文在免疫克隆算法中, 通过危险信号<sup>[12]</sup>自适应引导克隆、变异、选择等过程, 并加入局部搜索策略, 设计了一种新的免疫克隆多模函数优化算法, 实验结果表明了算法的有效性。

### 1 算法基本思想和流程

免疫克隆选择算法是一类随机进化算法, 通过种群初始化、克隆、变异、选择等操作对候选抗体进行进化, 最终生成问题的解。本算法基本思想是基于免疫危险理论, 将种群浓度的变动作为环境因素, 以抗体—抗原亲和力和为依据计算各个抗体在该环境因素下的危险信号, 最终通过危险信号自适应地引导免疫克隆、变异和选择等后续免疫应答, 同时融入局部搜索, 帮助算法逃离局部最优。

#### 1.1 危险信号提取

免疫学基本原理认为<sup>[13]</sup>, 对于所有异己抗原, 其最优匹配可通过免疫响应进行选择。本文定义了一种危险信号函数  $g_i$ , 模拟不同种群下各抗体所处危险信号状况。该函数以当前种群平均浓度和各抗体—抗原亲和力和为输入, 产生该抗体所处危险信号值向量。

$$g_i(en, f_n(A_i)) = \alpha + \beta \times f(A_i)^c$$

收稿日期: 2012-04-29; 修回日期: 2012-06-07      基金项目: 湖南省教育厅科学研究资助项目(12C0574)

作者简介: 刘合安(1975-), 男, 湖南桃江人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为计算机网络、信息安全等(9571365@qq.com); 张群慧(1973-), 男, 湖南邵阳人, 讲师, 主要研究方向为计算机技术、智能算法、网络安全等。

其中:  $f(A_i)$  为抗体  $A_i$  的抗体—抗原亲和力的归一化表示, 归一化可采用各种不同的方式<sup>[14]</sup>;  $c$  为抗体种群平均浓度;  $\alpha$  和  $\beta$  为调节参数, 一方面控制种群浓度和抗体—抗原亲和力对危险信号的影响程度, 另一方面使危险信号值  $g_i \in [\alpha, \alpha + \beta]$ 。可以看出, 种群平均浓度越小, 抗体多样性越大, 因而在此环境中各抗体所处危险信号相应较大, 这也与危险理论相吻合。该危险信号值引导后面的克隆扩增、变异及免疫选择过程。

### 1.2 文化基因算法

文化基因算法<sup>[9-11]</sup> (memetic algorithm) 引入了局部搜索机制, 是一种基于种群的全局搜索和基于个体的局部搜索的混合算法<sup>[10-14]</sup>, 结合了群体算法搜索范围大的优点和局部搜索算法的深度优势。该算法实质上是一种框架, 在此框架下, 采用不同的搜索策略可以构成不同的文化基因算法。针对本文求解的多模函数优化问题, 本文采用克隆算法进行全局搜索, 用 Baldwin 学习作为局部搜索策略。

### 1.3 Baldwin 效应

Baldwin 效应是指如果父代学到某些有用的特性, 那么它的后代也有很大的概率获得同样的特性<sup>[13]</sup>。免疫系统的这种增强学习机制, 使得抗体亲和力进一步提高。借鉴免疫系统的 Baldwin 效应, 通过对最优值阈值附近的个体进行鼓励来加快进化过程。这些解通过简单的调整 (即学习) 就有可能成为较优解。具体而言, 把 Baldwin 效应引入到算法设计中, 对亲和度值较大的抗体进行一定的鼓励, 提高它的生存率, 加快算法的收敛速度。具体方法如下:

假设抗体  $A_i$  原来的亲和度值为  $f_{(A_i)}$ , 则学习激励后的抗体亲和度为

$$f'(A_i) = f_{(A_i)} + w_{(A_i)} \times p_{(A_i)}$$

其中:  $w_{(A_i)}$  为奖励函数的权值, 抗体越优秀, 权值越大;  $p_{(A_i)}$  为奖励函数, 设计如下:

$$p_{(A_i)} = \exp\left(-\frac{1}{f_{(A_i)}}\right)$$

### 1.4 算法具体实现

针对函数优化问题, 本文设计的免疫算法实现步骤如下:

- a) 生成初始种群解 (候选解集)  $P$ 。
- b) 对种群解中的每个个体进行评价, 即计算每个个体的亲和度。
- c) 根据危险信号提取操作, 获得各个抗体的危险信号值。
- d) 根据各个抗体的亲和度值进行克隆扩增操作, 克隆数量与抗体的危险信号值成比例, 抗体的危险信号值越大, 抗体浓度越小, 则抗体克隆数量越大, 即  $Nc = k \times \lfloor g_i \text{ (en } f_n(A_i)) \rfloor$ 。
- e) 选取群体中性能最好的 20% 的抗体作为精英粒子, 采用第 1.3 节的局部搜索策略对精英抗体进行优化, 更新个体和全局极值点。
- f) 对克隆种群进行高频变异, 变异概率为  $p_m$ , 获得一个变异后的抗体群  $C^*$ 。本文设计了一种自适应变异概率, 保证算法在进化初期采用较大的变异尺度以保持种群的多样性, 而在进化后期采用较少尺度的变异, 以提高局部微调能力。其中, 变异概率为  $p_m = p_m \times (1 - \frac{p_m}{t})$ , 其中  $t$  为进化代数。

g) 从  $C^*$  中重新选择亲和度高的改进个体产生下一代候选解  $P$ 。

h) 以进化代数  $t_{\max}$  作为终止条件, 判断是否满足结束条件。如果满足结束条件, 则终止程序, 输出解; 否则, 转到步骤 b)。

## 2 仿真实验与结果分析

在 Windows 操作系统下, 使用 MATLAB7.0 对算法进行编程实现。算法使用基准多模测试函数对算法性能进行比较, 并与文献[7]进行比较。算法参数设置如下: 种群大小取 200, 采用二进制编码, 变异概率  $p_m = 0.5$ , 最大迭代次数  $T = 300$ , 每种算法独立运行 100 次, 危险信号控制参数  $\alpha$  和  $\beta$  分别为 0.06 和 0.8, 奖励系统  $w_{(A_i)} = 1.3$ 。结果如表 1 所示。

表 1 相关算法性能比较

函数	维数	算法	均值	标准差	收敛比率
Schaffer	2	文献[7]	-0.949 3	1.8962e-01	32/100
		本文算法	-0.961 8	0	100/100
Shubert	2	文献[7]	-172.0092	4.5089e+01	0/100
		本文算法	-184.7120	0	100/100
Rastrigin	10	文献[7]	48.5893	1.9545e-03	80/100
		本文算法	37.9843	2.4162e-07	100/100
Griewank	10	文献[7]	40.2196	1.2912e-01	72/100
		本文算法	10.1534	0	98/100
Schwefel	10	文献[7]	786.0570	3.5019e+01	90/100
		本文算法	249.1851	0	99/100

测试函数如下:

a) Schaffer 函数

$$f_1(x) = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 0.5 \quad x_i \in [-100, 100]$$

b) Shubert 函数

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^5 i \times \cos((i+1) \times x_1 + i) \times \sum_{j=1}^5 j \times \cos((j+1) \times x_2 + j) \quad x_i \in [-10, 10]$$

c) Rastrigin 函数

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10] \quad x_i \in [-5.12, 5.12]$$

d) Griewank 函数

$$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D (x_i^2) - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad x_i \in [-600, 600]$$

e) Schwefel 函数

$$f_5(x) = 418.9829 \times D - \sum_{i=1}^D x_i \sin(|x_i|^{1/2}) \quad x_i \in [-500, 500]$$

f) Rosenbrock 函数

$$f_6(x) = \sum_{i=1}^D [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad x_i \in [-3, 3]$$

上述测试函数中, Schaffer 函数是具有强烈振荡的多峰函数, 理论最优值为 -1; Shubert 函数在搜索区域内约有 760 个局部极值点和 18 个全局最优点, 理论最优值为 -186.7309; Rastrigin 函数为多极值函数, 在解空间内存在大约  $10n$  个 ( $n$  为解空间维数) 局部极小点, 理论最优值为 0; Griewank 函数有众多局部极值, 在 (0, ..., 0) 处取得全局最小值 0; Schwefel 函数是多峰多极值函数, 在 (420.96, ..., 420.96) 处取得理论最优值 0。

测试表明, 本文算法在不同维度的搜索空间均找到了最优

解。在相同维数和群体数条件下,本文算法在寻优精度、寻优率方面均优于文献[7],表现出较强的全局寻优能力和较高的搜索精度。此外,本文算法方差较小,说明本文算法在全局搜索能力和稳定性方面优于文献[7]算法。其原因在于本文算法设计的各种免疫算子,增强了算法的局部搜索能力,增强了解的精度和稳定性。

为了进一步说明算法在求解全局最优解方面的能力,下面的多峰函数为例,进行说明。

$$\max f_1(x, y) = 1 + x \sin 4\pi x - y \sin(4\pi y + \pi) + \frac{\sin(6\sqrt{x^2 + y^2})}{6\sqrt{x^2 + y^2 + 10^{-15}}} \quad x, y \in [-1, 1]$$

该函数为多峰函数,有四个全局最大值 2.118,对称分布于  $(+0.64, +0.64)$ ,  $(-0.64, +0.64)$ ,  $(+0.64, -0.64)$ ,  $(-0.64, -0.64)$ 。该函数存在大量局部极大值,尤其是在中间区域有一取值与全局最大值很接近的局部极大值 2.077。

图 1、2 为两种算法运行结束后所搜索到的最优解分布。由算法结果可以看出:本文算法具有较优的全局搜索能力,同时还可搜索到部分次优解;而文献[7]算法容易陷入局部最优,且全局搜索能力差。说明本文设计的各种算子是有用的。

以上分析表明,本文算法对于解决上述多模态函数优化问题是非常有效和可靠的,

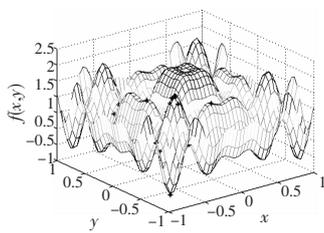


图 1 文献[7]运行结束后的最优解分布

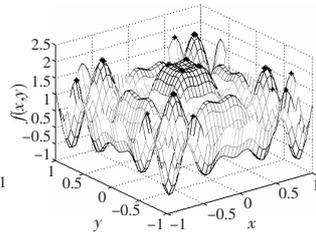


图 2 本文算法运行结束后的最优解分布

### 3 结束语

本文针对多模函数优化问题,提出了一种求解多模函数优化的新型免疫文化基因算法。通过采用克隆算法进行全局搜索,并加入 Baldwin 学习机制局部搜索策略,帮助算法逃离局部最优解。仿真实验证明,算法寻找最优值能力更强,同时也

更加稳定可靠。

### 参考文献:

- [1] 毕晓君,王艳娇.用于多峰函数优化的小生境人工蜂群算法[J].系统工程与电子技术,2011,54(11):11-15.
- [2] 朱光宇.模因内三角概率选择混合蛙跳算法[J].计算机集成制造系统,2009,56(3):10-15.
- [3] 傅清平.基于新型免疫算法的多峰函数优化[J].计算机应用研究,2011,43(10):10-15.
- [4] 彭利兵,黄辉先,阮挺,等.多峰函数优化的自适应小生境克隆选择算法[J].计算机工程与应用,2011,34(2):18-21.
- [5] 毕晓君,王义新.多峰值函数优化的拥挤差分进化算法[J].哈尔滨工程大学学报,2011,43(2):34-38.
- [6] 陆青,梁昌勇,杨善林,等.面向多峰值函数优化的自适应小生境遗传算法[J].模式识别与人工智能,2009,43(2):86-91.
- [7] 叶文,欧阳中辉,朱爱红,等.求解多峰函数优化的小生境克隆选择算法[J].系统工程与电子技术,2010,23(5):210-214.
- [8] 薛文涛,吴晓蓓,徐志良.用于多峰函数优化的免疫粒子群网络算法[J].系统工程与电子技术,2009,34(5):213-217.
- [9] 戚玉涛,刘芳,焦李成.基于信息素模因的免疫克隆选择函数优化[J].计算机研究与发展,2008,45(6):991-997.
- [10] GONG Mao-guo, JIAO Li-cheng, LIU Fang, et al. Memetic computation based on regulation between neural and immune systems: the framework and a case study [J]. Science China (Information Sciences), 2010, 45(11): 2131-2138.
- [11] 陈杰,陈晨,张娟,等.基于 Memetic 算法的要地防空优化部署方法[J].自动化学报,2010,32(2):234-238.
- [12] 张明明,赵曙光,王旭.基于 Baldwin 效应的自适应有性繁殖遗传算法及其仿真研究[J].系统仿真学报,2010,22(10):2229-2332.
- [13] MATZINGER P. The danger model: a renewed sense of self [J]. Science, 2002, 296(5566): 301-305.
- [14] GONG Mao-guo, JIAO Li-cheng, ZHANG Li-ning, et al. Immune secondary response and clonal selection inspired optimizers [J]. Progress in Natural Science, 2009, 19(2): 237-253.
- [15] CHEN Jie, XIN Bin, PENG Zhi-hong. Statistical learning makes the hybridization of particle swarm and differential evolution more efficient: a novel hybrid optimizer [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 6(3): 239-251.

(上接第 4485 页)

### 参考文献:

- [1] PAWLAK Z, SKOWRON A. Rudiments of rough sets [J]. Information Sciences, 2007, 177(1): 3-27.
- [2] PAWLAK Z, SKOWRON A. Rough sets: some extensions [J]. Information Sciences, 2007, 177(1): 28-40.
- [3] GRECO S, MATARAZZO B, SLOWINSKI R. Rough approximation by dominance relations [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2002, 17(2): 153-171.
- [4] DENG Ju-long. The primary methods of grey system theory [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2005.
- [5] QIAN Yu-hua, LIANG Ji-ye, DANG Chuang-yin. Interval ordered information systems [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2008, 56(8): 1994-2009.
- [6] CHENG Yi, MIAO Duo-qian, FENG Qin-rong. Positive approximation and converse approximation in interval-valued fuzzy rough sets [J]. Information Sciences, 2011, 181(11): 2086-2110.
- [7] WANG Zhou-jing, LI K W, XU Jian-hui. A mathematical programming approach to multi-attribute decision making with interval-valued intuitionistic fuzzy assessment information [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(10): 12462-12469.
- [8] CHEN Ting-yu, WANG Hsiao-pin, LU Yen-yu. A multicriteria group decision-making approach based on interval-valued intuitionistic fuzzy sets: a comparative perspective [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(6): 7647-7658.
- [9] LEUNG Y, WU W Z, ZHANG W X. Knowledge acquisition in incomplete information systems: a rough set approach [J]. European Journal of Operational Research, 2006, 168(1): 164-180.
- [10] WU W Z, XU Y H. On two types of generalized rough set approximations in incomplete information systems [C] // Proc of IEEE International Conference on Granular Computing. 2005: 303-306.
- [11] YANG Xi-bei, XIE Jun, SONG Xiao-ning, et al. Credible rules in incomplete decision system based on descriptors [J]. Knowledge-Based Systems, 2009, 22(1): 8-17.
- [12] YANG Xi-bei, ZHANG Ming, DOU Hui-li, et al. Neighborhood systems-based rough sets in incomplete information system [J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(6): 858-867.