

文章编号:1000-582X(2003)09-0130-04

# 基于免疫应答原理的免疫算法及其在多模态函数优化中的应用\*

张著洪<sup>1,2</sup>, 黄席樾<sup>1</sup>

(1. 重庆大学自动化学院, 重庆 400044; 2. 贵州大学数学系, 贵阳 550025)

**摘要:**基于免疫应答原理及小生境概念,采用实数编码策略,提出解决多模态函数优化的免疫算法。构建此算法的目的在于将其与遗传算法比较,分析二者的差异。算法设计的关键在于抗体评价规则及亲和突变算子,以及引入小生境技术、抗体浓度概念及免疫系统中群体多样性的机理,增强群体多样性。此算法具有自适应地调整进化群体规模、并行搜索最优解及强稳定性等特点,特别能搜索多个最优解(若存在)及大量局部最优解;同时其收敛性获证。事例仿真比较获该文算法的有效性,此暗示免疫算法的研究具有广阔前景。

**关键词:**免疫算法;免疫应答;小生境;全局收敛

**中图分类号:**TP3111.51

**文献标识码:**A

近来,模拟免疫系统原理,开发算法解决工程问题已引起计算智能学者的极大关注<sup>[1-3]</sup>。免疫系统作为复杂的自适应系统具有能识别自己和非己,清除异物的能力。其具有许多特征,诸如分布性、自适应性、群体多样性、自组织及快速应答的记忆特性等特点,因此模拟其免疫功能开发智能计算系统能解决大量的非线性问题,诸如模式识别和非线性规划等。文献[4-5]基于克隆选择原理,采用二进制编码策略,提出克隆选择算法,并解决特征字符识别和函数优化等问题。该算法主要利用贪婪搜索思想进行设计,其关键在于通过确定性地选择亲和度最高的抗体进行克隆,并按概率突变,进而选择突变的克隆中最好的克隆进入子代群体;由于该算法未引入抗体的抑制与促进机理,导致群体中相似个体较多,群体多样性受影响,仿真事例表明群体搜索易于陷入局部区域。与此同时,有几位学者<sup>[6-10]</sup>将遗传算法与免疫机理相结合提出免疫遗传算法,并用于解决TSP问题和装箱等问题,这类算法本质上仍属于遗传算法,其共同特点是在遗传算法中引入增强群体多样性的免疫算子。笔者受到克隆选择算法思想的启发,通过利用免疫应答原理的部分机制,并结合小生境的思想,构建基于实数

编码的算法能很好处理多模态函数优化问题。鉴于此,利用小生境概念,克隆选择算法的部分机制,并借助抗体浓度概念,设计抗体评价策略和特定的免疫算子,提出一种动态确定进化群体规模的免疫算法(VIA: Variable immune Algorithm),解决多模态函数优化问题。此算法突出了免疫系统的自适应能力,且具有自动确定群体规模及并行搜索最优解等特点。仿真事例表明,该算法能快速搜索最优解,对于解决工程问题有一定的有效性。

## 1 免疫应答原理及动态规模免疫算法(VIA)

在生物免疫学中,免疫应答是免疫系统对外在环境发生作用的首要环节,任何抗原入侵机体时,免疫系统皆作免疫应答。当抗原袭击机体时,免疫系统中产生的抗体数目较少,机体抵御抗原的能力较弱,抗原被清除较慢。由于免疫系统具有学习、识别、记忆、自保护、多样性等自适应能力,其经过一定的时间后,抗体数目增加较快,这些抗体被激活、分化和繁殖,经由亲和突变达到亲和成熟,提高识别抗原的能力,此时抗原被清除较快。剩余的抗体中一部分抗体应答

\* 收稿日期:2003-04-16

作者简介:张著洪(1966-),男,贵州铜仁人,贵州大学讲师,重庆大学博士生,从事智能控制、进化算法及免疫算法研究。

抗原能力弱而被清除,其余的抗体作为记忆细胞存于免疫系统中,防御相同或相似抗原的入侵,这种应答过程属于免疫应答。在这应答中,克隆选择、细胞克隆、亲和成熟及募集新成员等 4 种基本机制发挥重要作用。粗略地讲,这 4 种机制的作用机制是,当抗原入侵机体时,选择识别能力(即亲和度)较高的抗体进行克隆,进而通过亲和突变提高识别能力,然后免疫系统随机产生一定量的抗体更新抗体群中低亲和度的抗体,这种作用机制不断重复,最终清除抗原,此过程属于一种进化过程。

基于以上认识,免疫应答是机体自适应地学习抗原的过程,模拟其简化机制可构建免疫算法,完成如下优化任务:

设目标函数为  $f: A \subset R^p \rightarrow R$ , 极小化问题  $(P)$  可描述为

$$u^* = \operatorname{argmax}_{x \in A} f(x)$$

在此问题中,  $A$  称为可行解集,  $A$  中元素称为可行解,不妨设  $A$  中元素的分量在  $[0, 1]$  上取值。在以下的免疫算法描述中,抗体对应问题  $(P)$  的可行解,抗原被视为进化群体中最好的抗体,即就是说,算法在搜索过程中,进化群体中的最好抗体(即与抗体群对应的可行解集中目标函数值最大的可行解)扮演两重身份,一是作为抗体,二是作为当前抗体群识别的抗原。可行解的目标函数值称为与可行解相对应的抗体的激励度。

设  $H$  为有理数域上的  $p$  维欧氏空间,抗体和抗原皆表示为  $H$  中的  $p$  维向量。用  $S$  表示所有抗体构成的抗体空间,并设  $S$  为有限集,记  $N = |S|$ ,用  $S^{\leq N}$  表示由所有规模不超过  $N$  的非空群体构成的抗体群空间,用  $\operatorname{Int}(\cdot)$  表示取整函数。设  $A_g$  表示抗原,  $X$  表示含  $N$  个抗体构成的集合,即  $X = \{Ab_i, 1 \leq i \leq N\}$ ,  $m_i(\delta)$  表示  $Ab_i$  的  $\delta$  邻域内含  $X$  中的抗体个数,则抗体  $Ab_i$  的浓度定义为  $C_i = \frac{m_i(\delta)}{N}$ ,于是  $Ab_i$  与  $A_g$  的亲和度定义为

$$F(Ab_i) = \frac{1}{1 + \|Ab_i - A_g\|} \exp(-kC_i),$$

$$i = 1, 2, \dots, N$$

其中  $k$  为调节因子。上式表明,对与抗原有较好匹配,但浓度高的抗体将会受到抑制;对既与抗原有较好匹配,又有较低浓度的抗体将会获得鼓励;对既与抗原有较差匹配,且浓度较低的抗体将会受到排斥,此设计的目的在于维持群体多样性。于是动态规模免疫算法可描述如下:

① 确定进化代数  $n \leftarrow 0$ , 随机产生规模为  $N_n$  的初

始群体  $A_n$ ;

② 复制  $A_n$  中激励度最高的一个抗体作为抗原  $A_{g_n}$ ;

③ 选择  $A_n$  中  $\operatorname{Int}(\alpha_1 |A_n|)$  个亲和度较高的抗体构成群体  $A_{n1}$ , 其余部分构成  $A_{n2}, 0 < \alpha_1 < 1$ ;

④ 对  $A_{n1}$  中每一抗体  $Ab$  按突变率  $\alpha_2$  突变,即:设抗体  $Ab$  表示为  $Ab = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ , 抗原  $A_{g_n}$  表示为  $A_{g_n} = (y_{n1}, y_{n2}, \dots, y_{np})$ ,  $Ab$  按下式进行超突变

$$Ab \leftarrow Ab + \beta(A_{g_n} - Ab), \beta \in [0, \alpha_2]$$

$$\alpha_2 = 1 - \exp(-\|Ab_i - A_{g_n}\|)$$

其中  $\beta$  为  $[0, \alpha_2]$  上的随机数,从而获  $A_{n11}$ ;

⑤ 消除  $A_{n11}$  中相同的抗体,选择未被消去的抗体中  $\operatorname{Int}(\eta |A_{n11}|)$  个抗体构成  $A_{n12}, 0 < \eta < 1$ ;

⑥ 根据

$$\|f(Ab_i) - f(Ab_j)\| < \sigma$$

将  $A_{n2}$  划分为互不相交的子群,对各子群中低激励度抗体进行处罚,所有子群中未被处罚的抗体构成群体  $A_{n21}$ ,其中  $\sigma$  可依据  $|A_n|$  动态调节;

⑦ 随机产生  $d_n = \operatorname{Int}(\mu |A_n| + 1)$  个新抗体插入  $A_{n12} \cup A_{n21}$ ,获抗体群  $A_{n+1}, 0 < \mu < 1$ ;

⑧ 若满足终止条件,则最终的抗原即为最优解;否则,则返回 ②。

由以上算法描述获知,算法 VIA 与 GA 的主要区别在于 VIA 具有:1) 抗体的亲和度不仅反映了抗体的目标函数值,而且刻划了抗体的浓度;2) 抗体的选择是确定性的;3) 抗体之间出现抑制和促进,以及群体规模被动态确定;4) 随机产生的新抗体增强群体多样性。

评注: 设  $\alpha\eta + \mu < 1$ 。由该算法的 ⑥ 知,  $|A_{n21}| \leq \frac{f_{\max} - f_{\min}}{2\sigma}$ , 其中  $f_{\max}, f_{\min}$  分别为  $f(x)$  在  $A$  上的最大值和最小值。于是

$$|A_{n+1}| \leq (\alpha\eta + \mu) |A_n| + \left(1 + \frac{f_{\max} - f_{\min}}{2\sigma}\right)$$

进而通过归纳获

$$|A_{n+1}| \leq (\alpha\eta + \mu)^{n+1} |A_0| + \frac{1 - (\alpha\eta + \mu)^{n+1}}{1 - \mu - \alpha\eta} \left(1 + \frac{f_{\max} - f_{\min}}{2\sigma}\right) \leq |A_0| + \frac{1}{1 - \mu - \alpha\eta} \left(1 + \frac{f_{\max} - f_{\min}}{2\sigma}\right) \equiv M$$

另外,由该算法的描述易知,  $|A_{n+1}| \geq 2$ 。同时,由 ⑥ 获,新抗体产生的随机性表明抗体群的规模不恒为一正数。

### 2 全局收敛性

为叙述方便,称  $S^{\leq N}$  中每一抗体群为状态,表示为  $s_i$ 。由该算法可知

$$A_n \rightarrow (A_{n1}, A_{n2}) \rightarrow (A_{n11}, A_{n2}) \rightarrow (A_{n12}, A_{n2}) \rightarrow (A_{n12}, A_{n21}) \rightarrow A_{n+1}$$

构成一随机过程。用  $A_n^i$  表示  $n$  时刻  $A_n$  处于状态  $s_i$ ,  $P(A_n^i)$  表示  $A_n$  处于状态  $s_i$  的概率,  $P(A_{n+1}^i | A_n^i)$  表示  $A_n^i$  经过一步转移为  $A_{n+1}^i$  的概率。由于  $A_n$  在状态  $s_i$  下,该算法中的⑦所产生的新抗体仅与  $s_i$  有关,  $A_{n+1}$  所处状态与  $n$  时刻以前的状态无关,因此此算法可描述为有限齐次马氏链。用  $M^*$  表示问题(P)中目标函数在  $S$  上达到最大值的点的集合,且假定  $|M^*| < |S|$ 。于是

定理 在条件  $\mu < \alpha(1-\eta)$  下,对于任意初始分布,动态规模免疫算法(VIA)是概率弱收敛,即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(M^* \cap A_n \neq \phi) = 1$$

证明:由评注知,该算法的进化群体的规模始终不超过  $M$ 。由此算法中④的突变方式获知

$$f(A_{n+1}) \geq f(A_n), n = 1, 2, \dots$$

其中  $f(X) = \max(f(x), x \in X)$ 。此表明

$$P(A_{n+1} \cap M^* = \phi | A_n \cap M^* \neq \phi) = 0$$

另外

$$P(T^{d_n}(S) \cap M^* \neq \phi) = 1 - \left(\frac{|S| - |M^*|}{|S|}\right)^{d_n} \geq 1 - \left(\frac{|S| - |M^*|}{|S|}\right)^n = \delta$$

其中  $T^{d_n}(S)$  表示随机产生的  $d_n$  个新抗体构成的群体,从而必成立

$$P(A_{n+1} \cap M^* \neq \phi | A_n \cap M^* = \phi) \geq \delta$$

进而由全概率公式获

$$P(A_{n+1} \cap M^* = \phi) = (1 - P(A_{n+1} \cap M^* \neq \phi | A_n \cap M^* = \phi)) \cdot P(A_n \cap M^* = \phi) + P(A_{n+1} \cap M^* = \phi | A_n \cap M^* \neq \phi) \cdot P(A_n \cap M^* \neq \phi) \leq (1 -$$

$$\delta)P(A_n \cap M^* = \phi)$$

通过归纳获

$$P(A_{n+1} \cap M^* = \phi) \leq (1 - \delta)^{n+1}$$

又  $0 < \delta < 1$ , 则结论成立。

### 3 动态规模免疫算法仿真比较

为了测试算法 VIA 解决多模态函数优化问题的有效性,将其与算法 REGA<sup>[11]</sup> 用于函数  $F_2$ 、 $F_{10}$ <sup>[12]</sup> 及函数<sup>[5]</sup>  $G_3$  进行求最大值比较。

$$F_2 \quad f(x, y) = 100(x^2 - y)^2 + (1 - x)^2, -2.048 \leq x, y \leq 2.048;$$

$$F_{10} \quad f(x, y) = (4 - 2.1x^2 + \frac{x^4}{3})x^2 + xy + (-4 + 4y^2)y^2, -3 \leq x \leq 3, -2 \leq y \leq 2;$$

$$G_3 \quad f(x, y) = x \sin(4\pi x) - y \sin(4\pi y + \pi) + 1, -1 \leq x, y \leq 2$$

VIA 的参数选定范围为:

$100 \leq N_0 \leq 200, 0.5 \leq \alpha \leq 0.6, 0.8 \leq \eta \leq 0.9, 0.1 \leq \sigma \leq 0.5, 0.05 \leq \mu \leq 0.08$ ; 在此实验中,参数选为  $N_0 = 120, \alpha_1 = 0.52, \eta = 0.9, \sigma = 0.2, \mu = 0.08$ 。算法 REGA 的参数选择是,群体规模固定为 80,交叉概率为 0.6,突变概率为 0.001。两算法的迭代数均为 120。测试内容包括收敛速度及这两算法对测试问题分别独立运行 30 次获最优解及次优解的比较。尽管所用测试函数为低维空间上的多模态函数,但可给予用算法 VIA 解决高维空间优化问题的启示。函数  $F_2$ 、 $F_{10}$ 、 $G_3$  的最大值分别为 3905.93, 162.9, 4.25389, 最优解分别为  $(-2.048, -2.048)$ ,  $(-3, -2)$  或  $(3, 2)$ , 以及  $(1.6288, 1.62889)$ 。为便于区别,分别用 " \* " 及 " O " 表示 VIA 和 REGA 所获的最优解或次优解。于是 VIA 和 REGA 分别对同一测试问题独立连续运行 30 次获最优解或次优解的比较如图 1 所示,图中  $m$  表示算法独立运行的次数,  $opt.$  表示最优解或次优解的目标函数值所处位置。

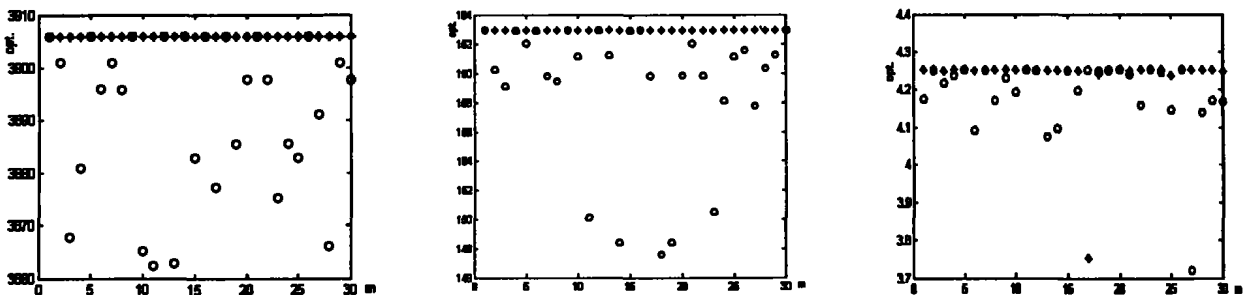


图 1 算法 VIA 及 REGA 分别用于函数  $F_2$ 、 $F_{10}$ 、 $G_3$  独立运行 30 次获最优解及次优解比较

由图1获知,在终止代数数为120时,VIA对 $F_2$ 、 $F_{10}$ 、 $G_3$ 几乎每次皆可获最优解,而REGA却获最优解的次数较少,它仅在迭代数较大时才能获最优解。函数 $G_3$ 是一较困难的测试问题,但总体上,VIA获最优解的次数明显高于REGA所获最优解的次数。

另外,为了反映VIA搜索最优解的速度,将VIA与REGA对 $F_2$ 、 $F_{10}$ 、 $G_3$ 搜索最优解的速度进行比较。对于每一测试函数,在VIA和REGA分别独立运行的30次中,随机抽取VIA的一次运行结果及选取REGA搜索到最优解的一次结果进行比较,可获图2。

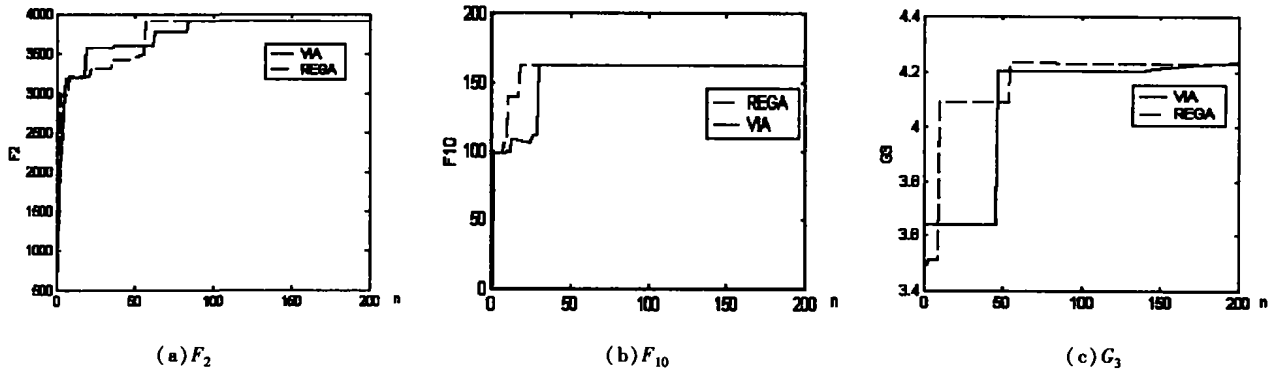


图2 VIA及REGA分别用于函数 $F_2$ 、 $F_{10}$ 、 $G_3$ 搜索最优解的速度比较

由图2知,算法VIA对每一测试函数均比算法REGA搜索到最优解的速度快,且约在第50代左右就能获最优解,但REGA搜索到最优解的迭代数较大,此表明基于实数编码的免疫算法VIA在局部区域搜索及最优解的搜索速度方面极大优于最优保存的遗传算法。

#### 4 结论

基于免疫应答原理及小生境概念,通过构建算子模块和引入小生境,提出一种采用实数编码的且可自动调节群体规模的免疫算法,应用于函数优化问题。引入此算法的目的在于展现免疫算法解决优化问题的优越性,它能克服基本遗传算法的早熟现象及最优保留遗传算法收敛慢等问题。理论上论证了VIA的全局收敛性。仿真事例表明此算法的有效性。

#### 参考文献:

- [1] 吕岗,赵鹤鸣,谭得健. 人工免疫系统的应用与发展[J]. 计算机工程与应用, 2002, 11:.
- [2] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. Artificial Immune Systems: Part I - Basic Theory and Applications[J]. Technical Report, TR - DCA 01/99, 1999, 12.
- [3] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. Artificial Immune Systems: Part II - A Survey of Applications[J]. Tech Rep - R T DCA, 2000, 2:.
- [4] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. The Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications [A]. Workshop

Proceedings of GECC 00 [C]. Las Vegas, USA: Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications, 2000. 36 - 37.

- [5] DE CASTRO L N, VON ZUBEN F J. Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, 2001.
- [6] LICHENG JIAO, LEI WANG. A Novel Genetic algorithm Based on Immunity [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 2000, 30(5):.
- [7] 王磊,潘进,焦李成. 免疫算法[J]. 电子学报, 2000, 28(7): 74 - 78.
- [8] 王熙法,张显俊,曹先彬,等. 一种基于免疫原理的遗传算法[J]. 小型微型计算机系统, 1999, 20(2): 117 - 120.
- [9] 曹先彬,刘克胜,王熙法. 基于免疫遗传算法的装箱问题求解[J]. 小型微型计算机系统, 2000, 21(4): 1 - 3.
- [10] 曹先彬,郑振,刘克胜,等. 免疫进化策略及其在二次布局求解中的应用[J]. 计算机工程. 2000, 26(3): 1 - 2.
- [11] 张著洪,黄席樾. 采用重复交叉操作及最优保留策略的遗传算法[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2002, 25(7): 23 - 25.
- [12] 周明,孙树栋. 遗传算法及应用[M]. 北京: 国防工业出版社.

(下转第144页)

## 参考文献:

- [1] 中华人民共和国国家经济与贸易委员会. 中国企业互联网应用和电子商务发展水平综合调查报告[EB/OL]. <http://www.xixia.org/xixianews/news/137.html>, 2002-10-20.
- [2] OTHMAR KAYS. 网络安全技术[M]. 北京:中国水利水电出版社, 1998.
- [3] 李冰. 网络攻击的六大趋势[J]. 科技广场, 2002, (8): 1-4.
- [4] 宁章. 计算机及网络安全与防护基础[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 1999.
- [5] 霍宝锋. 常见网络攻击方法及其对策研究[J]. 计算机工程, 2002, (8): 9-11.
- [6] 卢文斌. 网络环境下计算机病毒的防治策略[J]. 湖北电力, 武汉: 2002, (4): 30-32.

## Network Virus & Network Security

YAO Yu-chun, LI Jie, WANG Cheng-hong

(College of Polytechnic, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** Computer virus is usually divided into file mould virus, boot virus and compound virus. But now, we should add network virus in it. Network virus has wide host objects, high spread speed and high dangers. It destroys information and data communication in network by making full use of Internet and software BUG. Some network virus can be used by hacker. This paper analyses the harm of network virus, and suggests some solutions.

**Key words:** computer virus classification; computer virus; network security; network virus; anti-virus

(编辑 张 芊)

(上接第 133 页)

## Immune Algorithm and Its Application to Multi-modal Function Optimization Based on Immune Response Principle

ZHANG Zhu-hong<sup>1,2</sup>, HUANG Xi-yue<sup>1</sup>

(1. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Department of Mathematics, Guizhou University, Guizhou 550025, China)

**Abstract:** An immune algorithm, applied to multi-modal function optimization, is proposed based on real decoding and niche and immune response principle of the immune system to be compared with GA. Its key is to design evaluating rule for antibodies and affinity mutation operator, and introduce niching technology to strength population diversity. It has such properties as determining population size automatically, parallel search optimum, strong robustness, and so forth. Besides, its convergence is proved. Simulation shows that the algorithm is better than the algorithm REGA, which hints that immune algorithms are a potential research area.

**Key words:** immune algorithm; immune response; niche; global convergence

(编辑 吕赛英)