

# 基于人工免疫网络的多峰值函数优化\*

吕佳

(重庆师范大学 数学与计算机科学学院, 重庆 400047)

**摘要** 针对多峰值函数优化中常规方法难以同时搜索出多个极值的问题,借鉴生物免疫系统的相关机理,提出了基于人工免疫网络的多峰值函数优化算法,并在一些典型的测试函数上进行性能测试。实验结果表明,该算法具有很好的全局和局部搜索能力,能够较好地保持抗体的多样性,获得多峰值函数的全部或多个优化解。

**关键词** 人工免疫网络;多峰值函数;优化

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1672-6693(2006)03-0045-04

## Multi-Modal Function Optimization Based on Artificial Immune Network

LV Jia

(College of Mathematics and Computer Science, Chongqing Normal University, Chongqing 400047, China)

**Abstract** Aimed at the problem that common methods have difficulty in searching out multiple extrema of multi-modal function optimization, referred to the relevant mechanism of biology immune system, multi-modal function optimization algorithm based on artificial immune network is presented and is applied to some typical test functions in this paper. The experiment results show that the algorithm has better global and local searching ability, and can preferably hold antibodies' diversity, then can obtain all or part optimum solutions of multi-modal function.

**Key words** artificial immune network; multi-modal function; optimization

多峰值优化问题是函数优化中的一项重要研究内容,它要求获得全局最优解和尽可能多的局部最优解。遗传算法利用概率选择机制和群体搜索策略在解决多峰值函数优化问题上具有一定的优越性,但是其种群存在向单一模式收敛的趋势,不同模式不易长期并存,且存在早熟收敛的缺点<sup>[1]</sup>,优化效果不甚理想。生物免疫系统是一个高度并行、分布、自学习、自适应和自组织的系统<sup>[2]</sup>,为正确识别入侵抗原,采用克隆选择、免疫识别和自学习等机理产生多样性的抗体来消灭抗原<sup>[3]</sup>。受其启发,本文提出一种应用于多峰值函数优化的人工免疫网络算法,并对其性能进行测试。实验结果表明,该算法能较好地克服遗传算法易陷入局部最优解的缺点,并且具有更强的搜索能力,在快速优化抗体的同时还能产生多样性的抗体,是一种效果优良的解决多峰值函数优化问题的极值寻优方法。

## 1 人工免疫网络算法

### 1.1 基本原理

基于人工免疫网络的多峰值函数优化方法主要借鉴生物免疫系统的克隆选择和亲和力成熟原理<sup>[4]</sup>以及免疫网络理论<sup>[5]</sup>。当外部细菌或病毒即抗原侵入机体后,免疫细胞大量克隆增殖、高频变异分化为效应细胞和记忆细胞,效应细胞分泌大量抗体杀死抗原。克隆选择对应着一个亲和力成熟的过程,即对抗原亲和力较低的个体在克隆选择机制作用下,经历增殖复制和变异操作,其亲和力逐步提高而“成熟”。抗体的产生类似于生物进化过程,是免疫系统的学习过程,也是一个优化过程。但是基于克隆选择和亲和力成熟原理的免疫过程又不完全等同于物种的进化过程。免疫细胞的增殖属于无性繁殖,没有父细胞的交叉操作,新细胞的产生主要由克

\* 收稿日期: 2005-08-31

资助项目: 重庆市教委科学技术研究项目(No. KJ050802); 重庆师范大学科研基金(No. 05XLY003)

作者简介: 吕佳(1978-),女,四川达州人,讲师,硕士,研究方向为人工智能、数据库开发。

隆选择、增殖和高频变异来完成。新细胞的数目和选择出来克隆的父细胞的亲和力成正比关系,亲和力越大的父细胞能够增殖出数目更多的新细胞。随之进行的高频变异操作中,细胞的变异率反比于其亲和力,亲和力高的细胞其变异率反而小,变异使免疫细胞朝向识别抗原的方向进化。

免疫网络理论认为,抗体也具有抗原性,它在受抗原刺激克隆增殖时也会被其他抗体当作抗原加以抑制。故网络之间的抑制通过消除那些识别自我的抗体即彼此太相似的抗体来实现,形成记忆细胞。当同样的外部细菌或病原体再次入侵机体后,这些记忆细胞能产生比原始细胞的抗体具有更高亲和力的抗体,在免疫记忆的基础上产生二次免疫应答,从而执行高效持久的免疫功能。从上述机理可以看出,抗体所受到的刺激由两部分组成:抗原对它的刺激产生的克隆增殖和邻近抗体对它的刺激而导致的抑制。基于人工免疫网络的多峰值函数优化方法最终就利用这种双重刺激机制以及高频变异搜索解空间从而获得多峰值函数的多个峰值。

## 1.2 人工免疫网络算法的思想

将函数优化问题中待优化的多峰值函数视为入侵抗原,函数的解视为抗体。抗体对抗原的识别程度称为亲和力,亲和力被定义为抗体对应的函数值。算法中,克隆增殖不再是按照亲和力高低成正比的复制,而是每个抗体都复制相同数目的子抗体,通过对子抗体的高频变异,来进行局部搜索以优化父抗体。抗体与抗体之间的相似程度称为相似度,用网络抑制阈值来控制网络中抗体的多样性,从而避免某种局部相似抗体的大量存在。因此,这里的“网络”是指模拟免疫系统中抗体相互作用而形成网络的机制。基于相似性的度量方法有很多,大多数文献都引入信息熵的概念<sup>[6]</sup>来计算抗体之间的相似度,但由于计算复杂导致算法收敛速度慢。本算法抗体以实数编码,相似度直接以欧氏距离来度量。在算法的每次迭代中,通过计算亲和力、克隆增殖、高频变异等算子得到记忆抗体集,再对其进行网络抑制以削减相似抗体,重复该过程直到满足结束条件为止。最后,抗体记忆集中的抗体即为目标函数的多个优化解。

## 1.3 人工免疫网络算法的具体流程

Step1 初始化操作。随机生成满足目标函数定义域的群体规模为  $N$  的初始抗体集  $N_a$ , 初始化克隆数目  $n$ 、网络抑制阈值  $Q$  和迭代次数  $T$  等参数。

Step2 计算亲和力。计算  $N_a$  中的抗体对抗原的亲和力即求解函数值  $F$ , 并将  $F$  正规化到  $[0, 1]$  后得到  $F'$ 。

Step3 克隆增殖。 $N_a$  中的每个抗体均克隆  $n$  个子抗体。

Step4 高频变异。对子抗体按照式(1)以概率  $p$  进行变异操作,父抗体不作变异操作。

$$c' = c + p \times \text{Random}(0, 1) \quad (1)$$

其中  $p = (1/\beta) \exp(-F')$ 。(1)式中的  $\text{Random}(0, 1)$  为  $[0, 1]$  之间的随机数,  $c$  为父抗体,  $p$  反比于亲和力  $\beta$  用来控制指数函数变化幅度。只有当变异后的抗体  $c'$  仍然处于原来的定义域范围内才接受此新抗体,否则变异失效。

Step5 再次计算亲和力。计算所有经高频变异后得到的新子抗体的亲和力,并作正规化处理。取  $N_a$  中父个体和其克隆变异后形成的  $n$  个新子抗体中亲和力最大的抗体替代父抗体。

Step6 网络抑制。计算  $N_a$  中抗体之间的相似度,删除相似度小于  $Q$  的其中一个,保留另一个。

Step7 如果满足终止条件则输出  $N_a$  中记忆抗体的亲和力值,即为多峰值函数的多个极值点,其中最大值为全局最优解,结束算法,否则转下一步。

Step8 随机生成  $d\%$  抗体,加入到  $N_a$  成为下一代抗体集,转 Step2 继续迭代。

## 1.4 算法特点

应用在多峰值函数优化问题上的一般免疫算法,通常仅采用免疫系统中的一种或两种机理。本算法在此基础上做了重要改进,将包括克隆增殖、亲和力成熟、免疫网络原理等多个机理融合在一起,使得设计出来的算法更加实用,能更好地解决多峰值函数优化问题。

高频变异引导着抗体趋于局部优化,随着循环不断改进抗体对抗原的识别能力,提高算法的局部搜索能力。亲和力较高的抗体,变异率较小,亲和力较低的抗体变异率相应增大,这样可以一方面保存亲和力高的抗体,一方面改良亲和力较低的抗体。

网络规模大小是由网络抑制和多样性机理自动调节的。在算法的循环执行中,若网络集合规模不断增大,说明有新的抗体加入到网络中。这就意味着目标函数找到了更多的优化解,相近优化解聚集在一起,就越有能力搜索到优化解。网络抑制阈值  $Q$  决定了网络的特异性和可伸缩性,在一定程度上控制着网络中抗体的数量。 $Q$  值设置越小,将导致

网络中相近抗体越多,出现数据冗余, $Q$  值设置过大,又会造成网络中抗体数目太少,不利于极值寻优。通过多次实验,一维多峰值函数  $Q$  取值为 0.1,二维多峰值函数  $Q$  取值为 0.2 较为合适。

算法的终止条件可以采用预先定义的迭代次数,网络中的抗体达到的预先定义的数目或者通过评估抗原和记忆抗体之间的误差(当误差达到一定值时就停止)。本算法采用预定迭代次数和网络规模稳定相结合的判定方式。如果经网络抑制后前后两代网络中抗体数目不再变化,则认为网络已经稳定,其中的抗体就应包含目标函数的优化解。

## 2 应用实例

### 2.1 一维多峰值函数

$$F(x) = \sin^6(5\pi x), x \in [0, 1] \quad (2)$$

(2) 式为 5 个峰值均为 1 的等周期的一维多峰值函数,应用本文提出的人工免疫网络算法,并和基本遗传算法(SGA)进行比较。

初始抗体为随机产生的  $[0, 1]$  之间的  $N$  个  $x$  值,抗体与抗原的亲合力为  $F(x)$ 。算法参数设置如表 1 所示。

表 1 本算法参数设置

$N$	$n$	$\beta$	$d$	$Q$	$T$
20	15	100	40	0.1	200

SGA 的群体规模  $N = 50$ , 抗体长度  $L = 10$ , 迭代次数  $T = 100$ , 交叉概率为 0.6, 变异概率为 0.01, 采用单点交叉, 轮盘赌选择方法, 实验结果见图 1。其中, 图中黑点表示本算法得到的最终记忆抗体集中全部抗体的函数值恰为函数(2)的 5 个峰值, 圆圈代表 SGA 寻优结果(只画出最好的一些个体)。由此可以看出, 由于目标函数有 5 个适应度相同的最优解, SGA 无法区分出哪一个是最优解, 因此大部分个体收敛于一个解。而本算法能够保持抗体的多样性, 故而能搜索到 5 个峰值的优化解。

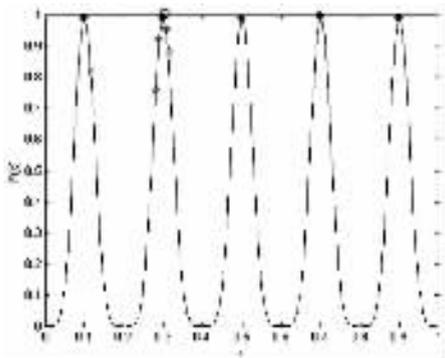


图 1 本算法和 SGA 寻峰结果

再考察本算法和 SGA 搜索(2)式全局最优解的能力。实验结果见表 2, 表中的最大值和实际迭代次数均代表重复实验 20 次得到的最优值, 最大值平均值代表 20 次实验得到的最大值的平均值, 搜索到的峰值数为 20 次实验平均搜索到的峰值个数。本算法网络稳定则提前结束循环, 表 2 的结果显示, 实际迭代次数最少为 11, 算法具有较强的稳定性, 每次都能搜索到 5 个峰值, 寻优能力明显优于 SGA。

表 2 本算法和 SGA 寻优结果比较表

算法	最大值	最大值平均值	平均搜索到的峰值数	实际迭代次数
本算法	1.0	1.0	5	11
SGA	1.0	0.989 44	1	100

### 2.2 二维多峰值函数

$$F(x, y) = \cos(2\pi x) \times \cos(2\pi y) \times \exp(-0.1 \times (x^2 + y^2)) \quad (3)$$

其中  $x, y \in [-1, 1]$ 。(3) 式为一个较为复杂的二维多峰值函数, 峰值个数有 13 个, 其中有 4 个峰值的自变量位于  $x$  和  $y$  二维平面内的 4 个角上。运用本算法进行测试, 则亲合力即为  $F(x, y)$ 。除  $Q = 0.2$  外, 其余参数设置与表 1 相同, 图 2 中黑点代表本算法搜索到的峰值情况。SGA 的参数设置除群体规模增大为 100 以及最大迭代次数为 200 外, 其余也如前例, 两种算法各重复实验 20 次, 结果见表 3, 表中结果为重复实验 20 次得到的最优值。由实验结果可以看出, 本算法具有较强的极值寻优能力和多样化解的保持能力, 能搜索到较为复杂的二维多峰值函数的多个优化解, 而 SGA 搜索能力较差, 尽管给予其充分的迭代搜索, 仍然无法寻找到函数(3)的全部峰值。

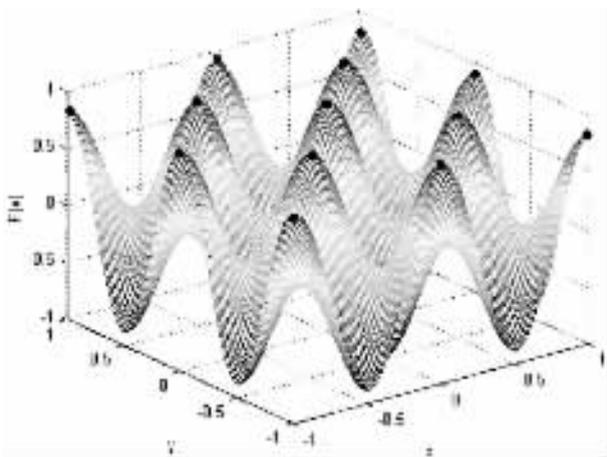


图 2 本算法对(3)式的寻峰结果

表 3 本算法和 SGA 应用在(3)式的性能比较

算法	群体规模	搜索到的峰值数	实际迭代次数
本算法	20	13	62
SGA	100	4	200

### 3 结论

提出了一种基于人工免疫网络的函数优化算法,该算法采用了生物免疫系统的克隆选择、亲和度成熟及免疫网络原理来实现对多峰值函数的极值寻优,能够提高全局与局部搜索能力,得到优化解。将算法分别应用在一维和二维多峰值函数,测试情况显示该算法具有较好的寻优效果。

#### 参考文献:

[1] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工

业出版社,1999.

- [2] 肖人彬,王磊. 人工免疫系统:原理、模型、分析及展望[J]. 计算机学报 2002, 25(12):1281-1293.
- [3] CHUN J S, JUNG H K, HAHN S Y. A Study on Comparison of Optimization Performances Between Immune Algorithm and Other Heuristic Algorithms[J]. IEEE Trans. on Magnetics, 1998, 34(5):2972-2975.
- [4] 李涛. 计算机免疫学[M]. 北京:电子工业出版社,2004.
- [5] LEANDRO N D C, FERNANDO J, VON Z. Learning and Optimization Using the Clonal Selection Principle[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, 2002, 6(3):239-251.
- [6] GE H, MAO Z Y. Immune Algorithm[A]. Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation[C]. China: Shanghai, 2002. 1784-1788.

(责任编辑 游中胜)