

文章编号:1001-9081(2006)02-0456-03

## 面向多模态函数优化的混沌免疫网络算法研究

吕 佳<sup>1,2</sup>,熊忠阳<sup>2</sup>

(1. 重庆师范大学 数学与计算机科学学院,重庆 400047;2. 重庆大学 计算机学院,重庆 400044)  
(lvjia@cqu.edu.cn)

**摘 要:**针对人工免疫网络解决多模态函数优化时可能出现的早熟收敛现象和搜索精度不甚满意的问题,提出改进的混沌免疫网络算法。改进算法终止条件及采取相应措施以避免早熟,利用混沌变量来模拟免疫细胞的增殖方式以提高算法的搜索精度。通过对一些典型测试函数进行仿真实验,结果表明该算法能够快速优化抗体,搜索能力强,搜索精度高,是一种效果优良的解决多模态函数优化问题的极值寻优方法。

**关键词:**多模态函数优化;人工免疫网络;混沌免疫网络;混沌增殖

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Study on chaos immune network algorithm for multimodal function optimization

Lü Jia<sup>1,2</sup>, XIONG Zhong-yang<sup>2</sup>

(1. College of Mathematics and Computer Science, Chongqing Normal University, Chongqing 400047, China;

2. Department of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Multimodal function optimization problem has important applications in the fields of engineering, which requires finding the global optimum and as many as possible local optima. Artificial immune network solving multimodal function optimization may generate premature convergence phenomena. Its searching precision can't satisfy us yet. So improved chaos immune network algorithm was presented in this paper. Termination conditions as well as relevant measures were improved to avoid possibly generating premature convergence, and chaos variable was used to simulate proliferation mode of immune cells to enhance searching precision. Some classical functions were applied to test the performance of the algorithm. The simulation results illustrate that this algorithm can fast optimize antibodies and take advantage in searching ability and searching precision.

**Key words:** multimodal function optimization; artificial immune network; chaos immune network; chaotic proliferation

## 0 引言

在工程实际中,许多问题都可以抽象为对目标函数为多模态函数的优化,如复杂系统参数及结构辨识问题等。多模态函数的主要特点是存在多个全局最优解或者一个全局最优解和若干个局部最优解。目前研究多模态函数优化问题时大多考虑的是求解全局最优解,而在实际应用中,为了得到多种选择或多方面的信息,不仅要求获得待求解问题目标函数的全局最优解,而且还要求得到尽可能多的局部最优解。常用的数值优化方法如梯度下降法、混沌优化法等虽然具有搜索和收敛速度快,精度高的优点,但常用在求解全局最优解上,很难寻找到多个局部最优解。当前一些仿生进化算法被设计来解决此类多模态函数优化问题。文献[1]提出一种基于免疫机理的改进遗传算法,能极大地改善简单遗传算法(SGA)的优化能力,但寻找多个峰值的能力有限。文献[2]提出的免疫算法引入信息熵的概念来保持抗体多样性,但计算复杂,且需要凭经验调节参数,重复计算冗余信息导致算法收敛速度慢,并要求记忆库中抗体个数至少为峰值的3倍~4倍,因此不能很好地区分出峰值。文献[3]提出用于多模态函数优

化的克隆选择算法,但存在搜索效果不好,对复杂问题求解能力不强的缺点。

文献[4]提出的人工免疫网络算法(artificial immune network, aiNet)借鉴生物免疫系统的克隆选择、亲和力成熟和独特型免疫网络理论等免疫机理来解决聚类问题,后被用来解决多模态函数优化问题,称为 opt-aiNet<sup>[5]</sup>。opt-aiNet 采用实数编码,网络规模动态可调,能较好地克服上述文献中提到的不足,但在求解某些峰值分布较为密集的函数时有早熟收敛的倾向,同时由于该算法本质上具有随机性,这样就使得受随机因素的影响导致其搜索精度受限的缺陷。故本文针对 opt-aiNet 的上述缺陷做了相应改进,提出面向多模态函数优化问题的混沌免疫网络算法。该算法利用混沌变量的自身规律在记忆抗体附近搜索寻优,从而加深搜索精度优化记忆抗体,同时使算法终止条件更趋严格,通过反复迭代不断地引进新抗体防止算法早熟收敛,使网络最终能搜索到全部优化解。对典型测试函数的仿真结果表明该算法具有非常理想的寻优效果。

## 1 混沌免疫网络算法

收稿日期:2005-08-22;修订日期:2005-10-31

作者简介:吕佳(1978-),女,四川达县人,讲师,硕士研究生,主要研究方向:数据挖掘;熊忠阳(1962-),男,重庆人,教授,博士,主要研究方向:数据挖掘、网络信息系统、并行技术。

### 1.1 人工免疫网络算法<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、超变异,一部分分化为效应细胞,效应细胞分泌大量抗体杀死抗原;另一部分则成为记忆细胞,当相似抗原再次入侵机体后,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,从而执行高效持久的免疫功能。对抗原亲和力较低的个体在克隆选择机制作用下,经历克隆增殖和超变异,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隆选择、克隆增殖和超变异来完成。独特型免疫网络理论认为,抗体也具有抗原性,它在受抗原刺激克隆增殖的同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,最终形成多样化的记忆细胞。

面向多模态函数优化问题的人工免疫网络算法正是基于上述克隆选择、亲和力成熟和独特型免疫网络理论等免疫机理来寻找多个峰值。待优化问题目标函数视为抗原,函数的解视为抗体。亲和力为抗体所对应的函数值。抗体与抗体之间的相似度由二者之间的欧氏距离确定。首先在目标函数的定义域内随机生成一些抗体,每个抗体克隆增殖固定数目的子个体。除父个体外子个体均经历超变异,变异率反比于其亲和力。再在父个体和经历了超变异的子个体中选择亲和力最高的个体替换掉对应的初始抗体。待网络稳定后,根据相似度来抑制小于网络抑制阈值的抗体,消除相近抗体以保持多样性。再随机引入新抗体,重复执行上述过程直到满足终止条件结束。最后得到的抗体即为目标函数的多个优化解。

### 1.2 混沌免疫网络

多模态函数优化的最终目标是要求获得全局最优解和全部的局部最优解。若目标函数部分峰值分布过于密集,应用人工免疫网络算法有可能会产生导致算法在执行过程中抗体集中于相近区域数量不再改变而提前终止。以最大迭代次数并结合连续4代网络规模没有变化作为算法的终止条件,这样即便出现前两代陷入了局部极值出现早熟收敛的现象,但由于终止条件相对以前苛刻,通过后几次的随机抗体的引入终究可以改善峰值分布较为密集的问题。

此外,算法本质上具有随机性,参数设置简单,人为干预少,基本上完全依赖于算法本身的自学习、自适应和自调整的免疫特性来控制,这样就使得算法的搜索精度受到一定的随机因素的影响。而免疫细胞的增殖过程本质上是一种混沌运动<sup>[6]</sup>,它具有随机性、遍历性和规律性特点,能在一定范围内按其自身的“规律”不重复地遍历所有状态。故可利用混沌变量及其在小空间内搜索效果好的优势<sup>[7]</sup>来模拟免疫细胞的增殖方式,对抗体作小范围的微调,不断提高搜索精度,加快收敛速度。

logistic 方程  $X_{n+1} = \mu X_n(1 - X_n)$  ( $n = 0, 1, 2, \dots$ ) 是常用的混沌序列发生器。文献[8]研究发现,与 Logistic 方程相比,采用式(1)能产生混沌特性更趋明显的混沌序列,实验表明其优化效果更好。

$$X_{n+1} = \sin(2/X_n), n = (0, 1, 2, \dots), \\ -1 \leq X_n \leq 1, X_n \neq 0 \quad (1)$$

下面给出混沌免疫网络算法的详细描述。

1) 随机产生  $Nb$  个初始抗体。初始化各个参数值,网络抑

制阈值  $Q_s$ , 克隆增殖数目  $N$ , 指数函数衰减率  $\beta$ , 随机加入新抗体比例  $d\%$ , 最大迭代次数  $T$ , 稳定误差  $\varepsilon$ 。

2) 计算抗体对抗原的亲和力即求解函数值  $F$  (若是求解目标函数的极小值,则转化为极大值问题),并将  $F$  正规化到  $[0, 1]$  后得到  $F'$ 。

3) 每个抗体分别克隆增殖  $N$  个相同的子个体,形成规模大小为  $Nb \times N$  的网络。

4) 除父个体之外,子个体都按照式(2)执行超变异。仅当变异后的子个体  $c'$  处于可行域时才更新子个体  $c$ 。式中,  $N(0, 1)$  为均值为 0, 标准方差为 1 的高斯随机变量,  $\beta$  用来控制指数函数衰减幅度。

$$c' = c + p \times N(0, 1), p = (1/\beta) \exp(-F') \quad (2)$$

5) 计算并正规化经历超变异后的子个体亲和力。

6) 以父个体及其子个体中亲和力最大的个体来更新对应初始抗体。网络规模还原为  $Nb$ 。并计算平均亲和力和最大亲和力。

7) 若网络平均亲和力前后差值小于稳定误差  $\varepsilon$ , 则视网络已经稳定,执行下一步;否则转到 3)。

8) 网络中所有抗体按照其亲和力大小降序排列。

9) 计算网络中抗体间相似度,保留与当前抗体相似度小于抑制阈值  $Q_s$  且亲和力最大的抗体,抑制其他抗体,得到  $num$  个记忆抗体集  $Ab$ 。

10) 混沌增殖  $Ab$  中亲和力较低的 80% 的抗体,即利用混沌变量优化搜索。将每个抗体由问题域映射到  $[-1, 1]$  区间,得到混沌变量  $S_i$ ,依据式(1)做混沌迭代产生新变量  $S'_i$ ,再反变换到原问题域,计算亲和力,若比原亲和力大则更新原抗体,否则不变。重复执行直到一定步数内抗体不变为止。

11) 随机加入  $d\%$   $Nb$  个新抗体到记忆抗体集中,组成下一代网络抗体  $Nb = num + d\% Nb$ 。

12) 若迭代次数小于最大迭代次数  $T$  并且连续 4 代网络规模不再变化,则再做一次网络抑制结束算法。与前面抑制有所不同,这次是抑制掉所有与抗体相似度小于抑制阈值  $Q_s$  的个体。最终记忆抗体集中抗体为目标函数的解,其中抗体亲和力中的最大值为全局最优解。否则,转 2) 继续执行。

### 1.3 算法分析

算法若仅采用超变异在搜索空间搜索寻优,当搜索到接近峰值的抗体时,此方法在微小空间内的寻优能力略显不足,使得个别抗体无法进一步提高达到峰值点。而混沌优化可以克服这一缺陷。对记忆抗体集中抗体混沌增殖,充分发挥混沌变量在小空间范围内搜索能力强的优势,使抗体得到进一步优化,提高算法的搜索精度。另外,为了提高算法的寻优能力还采取了以下改进措施。

1) 为了保证记忆抗体集永远由高亲和力的抗体组成,加速算法收敛,增加了 8)。对于两个抗体  $i, j$ , 若  $f(i) > f(j)$ , 则  $i$  优先于  $j$  进入记忆抗体集。

2) 原算法在网络抑制阶段,保留了与当前抗体相似度小于抑制阈值且亲和力最大的抗体。这样的做法可以增加亲和力的抗体,利于寻优,这就导致了最终记忆抗体集中峰值相同的抗体重复出现。故需在算法结束之前增加一次网络抑制操作,将相似度小于抑制阈值的抗体全部抑制掉,最终记忆抗体集规模即为目标函数峰值个数。

网络规模由网络抑制和多样性机理自动调节。在算法的循环执行中,若记忆抗体集规模不断增大,说明有新的抗体加入。这就意味着找到了更多的优化解,相近优化解聚集在一

起,就越有能力搜索到峰值。网络抑制阈值  $Q_s$  在一定程度上控制着网络中抗体的数量。 $Q_s$  设置的值太小,将导致网络中相近抗体太多,出现数据冗余,增加计算开销; $Q_s$  设置的值过大,又会抑制掉一些优化解,无法搜索到全部峰值。因此抑制阈值的设置需要借助一些先验知识,如对目标函数的峰值分布估计等。

从上面的算法流程可知,混沌免疫网络算法主要由三大部分组成:搜索寻优、网络抑制和混沌优化。搜索寻优部分的时间复杂度为  $O(NL)$ ,其中  $N$  为网络规模大小, $L$  为实数向量的维数。网络抑制部分的时间复杂度为  $O(N^2)$ 。混沌优化部分的时间复杂度为  $O(MK)$ , $M$  为混沌优化的抗体数目, $K$  为混沌映射步数。故算法每代总的计算复杂度为  $O(N^2)$ 。

## 2 仿真试验

### 2.1 典型测试函数

以下列常用的测试函数来验证混沌免疫网络算法的有效性。

$$1) f_1(x) = \sin^6(5\pi(x^{3/4} - 0.05))x \in [0,1] \quad (3)$$

该函数包含 5 个非均匀分布的相等峰值,峰值为 1,峰分布在 0.0797、0.24666、0.45063、0.68142 和 0.93389 上。

$$2) f_2(x) = \exp(-2\ln 2 \times (\frac{x-0.1}{0.8})^2) \times \sin^6(5\pi x) \quad (4)$$

其中  $x \in [0,1]$ 。

该函数共有 5 个大小不等的峰值,全局最大值为  $f_2(0.1) = 1$ 。

$$3) f_3(x, y) = \cos(2\pi x) \times \cos(2\pi y) \times \exp(-\frac{(x^2 + y^2)}{10}) \quad (5)$$

其中  $x, y \in [-1,1]$ 。

该函数总共包含 13 个峰值,其中有 4 个峰值的自变量位于  $x$  和  $y$  二维平面内的四个角上。全局最大值为  $f_3(0,0) = 1$ 。

$$4) f_4(x, y) = x \sin(4\pi x) - y(4\pi y + \pi) + 2 \quad (6)$$

其中  $x, y \in [-1,1]$ 。

该函数峰值分布密集,共有 36 个,其中 4 个是全局最大值,均为 3.26,峰分布在  $(0.6349, 0.6349)$ 、 $(0.6349, -0.6349)$ 、 $(-0.6349, 0.6349)$  和  $(-0.6349, -0.6349)$  上。

算法的参数设置统一如下:

初始群体规模  $Nb = 20$ ,网络抑制阈值  $Q_s = 0.1$ (二维多模态函数实验中该值为 0.2),克隆增殖数目  $N = 10$ ,指数函数衰减率  $\beta = 100$ ,随机加入新抗体比例  $d\% = 40\%$ ,最大迭代次数  $T = 500$ ,稳定误差  $\varepsilon = 0.0001$ 。每个实验分别重复 50 次。

### 2.2 实验结果

表 1 不同算法对函数 1 的仿真条件及结果

算法	抑制阈值	群体规模	实际迭代次数	峰值个数	算法计算量
文[9]算法	0.1	60	30	5	1800
opt-aiNet	0.1	20	8	5	300
CIN	0.1	20	5	5	200

对以上四个测试函数分别应用本文提出的混沌免疫网络算法 CIN 及相关算法进行实验,并比较它们的优化结果。文献[9]提出一种多模态免疫优化算法。为了方便与其进行比较,参考其评价方法,以算法评价个体的累计次数作为计算量

的近似值,对一个个体算法循环一次,计为评价一次。CIN 和 opt-aiNet 在个体的一次评价中,进行网络抑制前需要重复计算以使网络稳定,CIN 中混沌增殖也会增加计算时间,在此一概忽略。函数 1 的实验结果见表 1。

图 1 为在函数 2 上应用 CIN 和 opt-aiNet 得到的算法在每代搜索优化直到网络稳定时抗体的平均亲和力和最大亲和力变化曲线。CIN 总共迭代 6 次,每次最大亲和力都为 1。而 opt-aiNet 前 3 次迭代最大亲和力均为 0.999999,其余 6 次都为 1。图中显示出这两条曲线几乎完全重合。

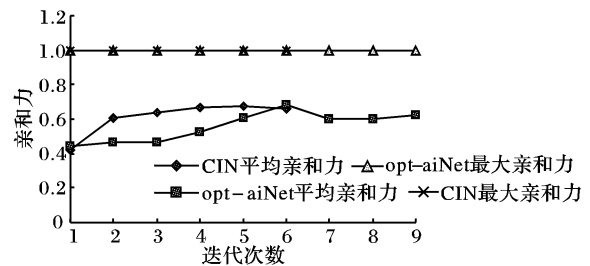


图 1 函数 2 平均亲和力和最大亲和力变化曲线

对函数 3 应用 CIN 和 opt-aiNet,并同文献[10]提出的基于免疫机理的并行优化方法作比较。实验结果见表 2。对函数 4 应用 SGA、CIN 和 opt-aiNet,试验结果见表 3。表中“寻优概率”一项为算法重复 50 次实验寻找到全部峰值的概率。

表 2 不同算法对函数 3 的仿真条件及结果

算法	抑制阈值	群体规模	实际迭代次数	峰值个数	寻优概率
文[10]算法	0.35	60	100	12	-
opt-aiNet	0.2	20	62	13	90%
CIN	0.2	20	48	13	100%

表 3 不同算法对函数 4 的仿真条件及结果

算法	抑制阈值	群体规模	实际迭代次数	峰值个数	寻优概率
SGA	-	100	100	3	-
opt-aiNet	0.2	20	98	36	78%
CIN	0.2	20	84	36	100%

对比上述实验结果可以看出:

1) CIN 和 opt-aiNet 对初始网络规模依赖小,随机抗体的不断引入可改善网络寻优能力,网络抑制后产生新记忆抗体,说明有新的优化解加入,网络规模自动调整,直到稳定。

2) CIN 借助上述改进方案尽可能地保证每一个个体只要经历一次算法循环过程就可通过网络充分自学习获得比以前更好的性能,故实际迭代次数最少。

3) 图 1 中平均亲和力曲线总体上呈上升趋势。CIN 的平均亲和力曲线表明在不断保持并优化记忆抗体集的前提下,随机加入的新抗体通过网络自学习亲和力也能不断提高,不会破坏平均亲和力的走势。而 opt-aiNet 经过几代寻优才达到较高的平均亲和力,迭代到第 6 次时还出现跳跃,随后又下降。虽然网络规模不再变化,但说明其网络稳定性不如 CIN。

4) 表 2 和表 3 列出了重复 50 次实验寻找到全部峰值的概率,CIN 每次实验都能搜索到全部峰值,而 opt-aiNet 在函数 3 上测试时有 5 次未搜索到全部峰值,在函数 4 中则达到 11 次。前两个函数实验结果虽没有列出该项,但是仍然作了统

(下转第 461 页)

```

alpha > beta?123:456;
const int abcde = 60;
int month = 3;
int sum = 120;
switch( month)
{
    case 1: sum = 0; break;
    case 2: sum = 31; break;
    case 4: sum = 90;
}
int x = 3;
int y = 5;
if( x > = y && x! = y)
{
    x = y;
}
else
{
    y = x;
}
int m = 5;
int n = 10;
int k = 23;
if( m < = k && n < = k)
{
    k = m;
}
}

```

通过对以上待测程序的分析可以看出,该程序包含了许多程序员在编写程序的过程中常常使用的不太规范的格式,接下来将通过规则集扫描器对程序进行扫描,然后对程序进行优化。在进行完规则集扫描后,扫描结果将被存入一个结果文件,结果文件如图1所示。

为了使结果更清晰,在每个扫描结果前跟据所匹配的规

则集进行了标识分类。可以看到,规则集扫描器对程序中不符合规则集的部分都进行了处理,并给出了建议信息。

## 4 结语

论文主要介绍了规则集的功能和必要性问题,并且详细阐述了规则集的设计原则。在本文的讨论中规则集完全通过系统来设定,即规则集的功能完全由程序控制,用户无法自行定义自己需要的规则集。这样的设定需要考虑的问题比较简单一些,程序的安全性也更好一些。但是可定制性较差,影响了一定的可用性,程序的可扩展性也不十分理想。有关这方面的研究有待于我们更进一步的深入与开发。

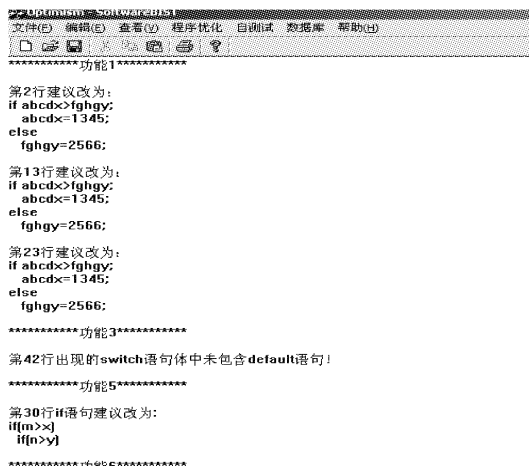


图1 规则集扫描器扫描结果

## 参考文献:

- [1] 刘穆进,徐拾义. 软硬件测试的一致性[J]. 同济大学学报(自然科学版),2002,30(10):1186-1189.
- [2] FEWSTER M, GRAHAM D. 软件测试自动化技术与实例详解[M]. 北京:电子工业出版社,2000.
- [3] 凌良合,徐拾义. 基于软件内建自测试的模板和基准程序设计[J]. 同济大学学报(自然科学版),2002,30(10):1159-1163.

(上接第458页)

计,CIN的寻优概率都为100%。这说明如果峰的个数越多,越密集,opt-aiNet越容易导致早熟现象,而CIN可以不受函数峰值分布的影响。

## 3 结语

混沌免疫网络算法将混沌思想引入到人工免疫网络来克服其由于本质上的随机性而导致的算法搜索精度问题,并从终止条件及其他方面改进了算法在某些函数峰值较密时可能会出现早熟收敛问题。将该算法和相关算法应用于典型的测试函数,仿真实验结果表明该算法具有较强的全局和局部搜索能力,搜索性能好。

## 参考文献:

- [1] 罗小平,韦巍. 一种基于生物免疫遗传学的新优化方法[J]. 电子学报,2003,31(1):59-62.
- [2] 葛红,毛宗源. 免疫算法几个参数的研究[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2002,30(12):15-18.
- [3] DE CASTRO LN, VON ZUBEN FJ. An evolutionary immune network for data clustering[A]. In: Proc of the 6th Brazilian Symposium

on Neural Network[C]. Pio de Janeiro, Brazil,2000. 84-89.

- [4] DE CASTRO LN, VON ZUBEN FJ. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Special Issue on Artificial Immune Systems, 2002, 6(3):239-251.
- [5] DE CASTRO LN, TIMMIS J. An artificial immune network for multimodal function optimization[A]. In: Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Honolulu, USA,2002. 699-704.
- [6] 吴祥兴,陈忠. 混沌学导论[M]. 上海:上海科学技术文献出版社,1996.
- [7] 张彤,王宏伟,王子才. 变尺度混沌优化方法及其应用[J]. 控制与决策,1999,14(3):285-288.
- [8] 尤勇,王孙安,盛万兴. 新型混沌优化方法的研究及应用[J]. 西安交通大学学报,2003,37(1):69-72.
- [9] 杨孔雨. 基于免疫进化的多模态优化算法研究[J]. 计算机应用,2004,24(12):84-87.
- [10] 罗印升,李人厚,张维玺. 基于免疫机理的多峰值函数并行优化算法[J]. 系统仿真学报,2005,17(2):319-322.