

# 禁忌免疫网络算法及其在函数优化中的应用

赵云丰<sup>1</sup>, 尹怡欣<sup>1</sup>, 付冬梅<sup>1</sup>, 王 嘉<sup>2</sup>

(1. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2. 煤炭科学研究总院 经济与信息研究所, 北京 100013)

**摘要:**基于人工免疫网络算法(aNet),借鉴禁忌搜索算法的机制,提出一种禁忌人工免疫网络算法(TS-aNet).在算法中引入禁忌表,禁忌那些在网络迭代中亲和度不再增加的细胞,并通过特赦准则赦免一些被禁忌的优良状态,增加一个记忆表,用于保存成熟的记忆细胞,改进了高斯变异方式,以保证多样化的有效搜索.通过对多个典型系统仿真分析该方法的收敛性,并与克隆选择算法和aNet算法进行比较分析.结果表明,该算法在多模态搜索空间中具有更好的全局收敛性、稳定性和寻找极值点能力,能够克服早熟现象,是一种有效的全局优化搜索方法.

**关键词:**人工免疫系统;人工免疫网络算法;禁忌搜索算法;优化

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785 (2008) 05-0393-08

## Application of a Tabu immune network algorithm in function optimizations

ZHAO Yun-feng<sup>1</sup>, YN Yi-xin<sup>1</sup>, FU Dong-mei<sup>1</sup>, WANG Jia<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. Institute of Economy and Information, China Coal Research Institute, Beijing 100013, China)

**Abstract:** A Tabu search artificial immune algorithm (TS-aNet) was developed based on the aNet and Tabu search algorithms. It introduces a taboo list of cells whose affinities are to no longer increase in network iterations, and releases some excellent tabooed cells in line with amnesty criteria. A memory table is added to store mature memory cells. Moreover, expressions of Gaussian mutation for a diversity search in the process of global optimization were improved. Convergence analysis was performed with some typical systems and comparison was made with KLONALG and aNet algorithms. The simulation results showed that the approach presented has better global convergent ability and stability in multi-modal search space, and can avoid prematurity effectively. So it is a global optimization algorithm with good feasibility and high efficiency.

**Keywords:** artificial immune system; artificial immune network algorithm; Tabu search algorithm; optimization

人工免疫系统是一个动态进化系统,具有自然寻优的特性,其算法和模型在调度<sup>[1]</sup>、计算智能<sup>[2]</sup>、故障诊断<sup>[3]</sup>、优化学习、模式识别<sup>[4]</sup>等领域中取得了很好的效果,免疫算法所具备的特性、强大而丰富的信息处理能力,决定了其对优化问题的求解有着巨大的潜力.从人工免疫观点看,函数优化问题等同于抗体群体进化识别抗原.抗原对应求解的问题,抗体对应问题的解,优化问题的最优解亲和度对应解的评估.记忆细胞对应于保留的优化解,抗体促进和

抑制对应于优化的促进和非优化的删除.文献[5]结合遗传算法的免疫优化,较好地实现了函数优化问题;文献[6]在遗传禁忌算法基础上,采用免疫禁忌混合智能算法来求解配电网检修计划的优化模型,属于组合优化问题,虽然有遗传算法的影子,但在解决电网检修规划问题中取得了较好的实用价值;文献[7]利用免疫禁忌优化算法对流域生态环境质量评价指数公式的参数进行优化,在生态环境评价中获得了较好的效果,其核心是禁忌搜索算法的应用.正是由于某些算法和模型的研究还处于起步阶段,存在一些不足,如缺乏统一的免疫算法范式、仿生机理借鉴不够深入、算法的收敛性和稳定性

收稿日期: 2008-07-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60573016);北京市教委重点学科共建资助项目(XK100080537).

通信作者: 赵云丰. E-mail: yunf\_zhao@yahoo.com.cn

有待进一步分析以及算法的执行效率有待提高等,从而为进一步的研究留下了很大的拓展空间.

## 1 人工免疫算法与禁忌搜索算法

### 1.1 人工免疫网络算法

人工免疫网络算法<sup>[8]</sup> (artificial immune network, aNet)是在人工免疫系统基础上发展起来的一种智能算法,主要基于克隆选择、高频变异及免疫网络等免疫学原理实现.与 Jeme和 Famer的网络一样,aNet模型忽略B细胞和抗体的区别,它是由一些以一定连接强度联系起来的抗体群组成的网络.网络中的抗体代表了抗原的内影像,抗体之间的连接表明了它们之间的相似程度.aNet将待分析的数据看作抗原,将算法产生反映抗原特征的数据看作抗体,模拟免疫网络抗体抗原之间的相互刺激和作用,按照一定的算法实现数据处理.aNet最初用来解决数据聚类问题,Castro<sup>[9]</sup>将聚类问题视为一种多峰优化问题,提出了一种面向多峰值函数优化的人工免疫网络,形成 opt-aNet算法.该算法能有效提取目标函数的绝大部分局部峰值,并具备群体数量自动调节和实数编码等优良特性,具有强大的计算和数据处理能力.

由于自然进化和生命现象的“测不准”性,进化类算法不可避免地存在概率算法的缺陷,即未成熟收敛、种群多样性减少等“退化”现象.因而 aNet在处理多模态、多峰值、非凸函数优化问题时,仍存在着如下困难:1) 出现早熟现象,即在目标函数极值点过多和过于密集的情况下,有可能使算法过早收敛而搜索不到全部的极值点.其细胞的克隆扩增基于高斯变异,这种变异方式往往使细胞的克隆体与上一代细胞克隆体有一定的冗余,搜索局部极值时,收敛速度较慢,不能有效的找到多峰函数所有的局部极值点,容易导致早熟现象.2) 迂回搜索,aNet算法在增加随机生成细胞时,未考虑当前网络存在的细胞,盲目的增加随机生成的细胞,没有指导的迭代搜索,往往导致迂回搜索,不但增加了计算量,而且使算法过早收敛而搜索不到全部的极值点.

所以,为了克服 aNet算法的不足,借鉴禁忌搜索算法的思想来进行改进.

### 1.2 禁忌搜索算法

禁忌搜索算法 (Tabu search, TS)是一种全局逐

步寻优、高效启发式优化理论.已被应用于调度、工作流程排序、旅行商和路由选择等问题<sup>[10]</sup>,近年来在函数优化方面得到较大的发展,其中邻域函数、禁忌表、候选解、特赦准则等概念构成了禁忌搜索的关键.

设有组合优化问题,TS算法解决优化问题的一般步骤为

$$\begin{cases} \min C(x), \\ \text{s.t. } x \in X. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $X$ 是 $x$ 的约束空间, $C(x)$ 是目标函数,其算法流程如下:

1) 给定算法参数,随机产生初始解 $x$ ,置禁忌表

$H = \emptyset$ ;

2) While (循环条件)

利用当前解 $x^{\text{now}}$ 的邻域函数产生 $x^{\text{now}}$ 的邻域 $N(H, x^{\text{now}})$ ,从中选出候选解 $\text{Can\_}N(x^{\text{now}})$ ;

判断候选解 $\text{Can\_}N(x^{\text{now}})$ 是否满足藐视准则,若满足,最佳状态 $Y$ 替代 $\text{Can\_}N(x^{\text{now}})$ 成为新的当前解,即 $\text{Can\_}N(x^{\text{now}}) = Y$ ,并用与 $Y$ 对应的禁忌对象替换最早进入禁忌表的禁忌对象,同时用 $Y$ 替换“best so far”状态,即 $x^{\text{best}} = Y$ ;否则,继续;

判断候选解 $\text{Can\_}N(x^{\text{now}})$ 对应的各对象的禁忌属性,选择候选解中非禁忌对象对应的最佳状态为新的当前解,即 $x^{\text{now}} = x^{\text{best}}$ ,用与之对应的禁忌对象替换最早进入禁忌表的对象.

3) 输出结果,停止计算.

由于TS算法具有灵活的记忆功能和特赦准则,在搜索过程中可以接受劣解,具有较强的爬山能力,搜索时能够跳出局部最优解,转向解空间的其他区域,从而增加获得更好全局解的概率,因而它是一种局部搜索能力很强的全局迭代寻优算法,可以很好地改善 aNet算法早熟的问题.其不足是,迭代搜索过程是串行的,仅是单一状态的移动,非并行搜索,从而制约了收敛速度.而 aNet算法的种群操作,保留了算法多出发点的优势,弥补了禁忌搜索缺乏并行性的弱点,因而二者具有很好的结合空间.

## 2 禁忌人工免疫网络算法

### 2.1 改进策略

结合 aNet算法和TS算法各自的特点,提出了

一种禁忌人工免疫网络算法 (Tabu search artificial immune network, TS-aNet).

### 1) 利用禁忌搜索算法改进人工免疫网络

引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌准则,以避免迂回搜索,并通过特赦准则赦免一些被禁忌的优良状态.在 TS-aNet 算法中,禁忌表用于记忆最近的一些迭代过程中亲和力没有增加的网络细胞,并将这些细胞禁忌.随机生成细胞时,如果在禁忌表的细胞形成的邻域中,将不被引入网络.当禁忌表中的细胞禁忌次数超过一定的阈值时,将这些细胞特赦.这样保证了对抗原空间的持续搜索能力和多样化的有效搜索,使得引入网络的随机生成的细胞有更好的分布性,减少迂回搜索,能够搜索到更多的极值点,同时提高搜索全局最优点的速度,从而提高了 TS-aNet 算法的全局搜索能力,加快收敛速度.

### 2) 在网络中增加免疫记忆

免疫细胞经历骨髓模型,成熟并进入免疫循环.成熟的免疫细胞具有固定的生命周期  $T$ ,若在  $T$  时间内积累了足够的亲和力,则成为记忆细胞.禁忌人工免疫网络算法模拟了这个机制,当网络中的细胞逐步成熟,并进入禁忌表,禁忌一段时间以后,该细胞将被释放,可以认为该细胞成了记忆细胞.为了保护记忆细胞,增加了一个记忆表.记忆细胞会不断的被更新,每次进行网络抑制时,如果网络中存在一个细胞,它在某个记忆细胞的邻域内,并且它的亲和力比该记忆细胞的大,该记忆细胞将被其替换.这样使得记忆细胞逐渐趋近于局部极值,同时,通过更新替换,避免记忆表增长的太大.

记忆细胞机制的引入,保存了搜索到的局部极值,使得这些局部极值对应的细胞不再参与细胞网络的迭代,从而使网络保持原有的规模,而不是逐渐增大,大大减少计算量.另外,当算法结束时,记忆表中的记忆细胞和即将进入记忆表的细胞就是所有的局部极值点,从中可以找到全局最优点.免疫记忆保存了各个局部最优解,这对于多峰值函数优化具有重要意义.

### 3) 重新定义变异方式

在经典 aNet 算法中,采用的高斯变异方法为

$$C^* = C + N(0, 1), \quad (2)$$

$$= (1/\sigma) \exp(-f^*), \quad (3)$$

式中:细胞  $C^*$  是细胞  $C$  变异后产生的新细胞,  $N(0, 1)$  是一个均值为 0、标准差为 1 的 Gauss 随机变量,  $\sigma$  是控制指数函数衰减的变量,  $f^*$  是标准化处理后的细胞亲和力值.该方法的缺点是:

1) 由式 (2) 看出,这种变异方式往往会使细胞的克隆体与父代细胞克隆体有一定重合;

2) 从式 (3) 看出,细胞的变异大小与细胞所对应的解所在的位置无关,而只与网络中其他细胞的亲和力有关,也就是说,在克隆选择过程中,评价的尺度仅仅是个体的亲和力.在当该细胞的亲和力在网络中越排在前面时,变异的范围就越小,这不完全合理.因为对于多峰值函数,峰值的函数值一般并不一定都能达到全局最大值,如果仅以亲和力作为评价指标,很容易使种群中相似亲和力的个体迅速增加,而函数值较小峰对应的个体,很难进入下一代.因此,函数值较小的峰值很容易被漏掉,导致算法多样性差,容易出现未成熟收敛现象.

针对以上问题,利用迭代过程中细胞的变化来估计下一代的大致位置,然后以这个位置为中心进行搜索,不仅依靠记忆细胞,而且借助网络结构.改进后

$$C^* = C + |d| + N(0, 1), \quad d \in [0, R] \quad (4)$$

式中:  $|d| = (R/\sigma) \exp(-f^*)$ ,  $d = C_i - C_{i-1}$ ,  $C_i$  细胞在第  $i$  次迭代取值,  $R$  是细胞变量的取值范围.当细胞初次进入网络中,没有任何先验信息时,  $d = 0$ , 变异方式与高斯变异相似,只是增加了一个变量取值范围.另外,当细胞趋近局部极值时,  $|d|$  可能会越来越小,这样会影响收敛速度,可以为其设定下限,如:  $T_d = \text{range}/100$ , 其中  $\text{range}$  为  $[0, 1]$  的随机数.

通过改进, TS-aNet 算法可以具有更好的极值搜索能力、更快的收敛速度.

## 2.2 TS-aNet 算法的设计与实现

### 2.2.1 TS-aNet 算法的设计

禁忌人工免疫算法,增加了禁忌表、记忆表和进化方向表.禁忌表存储网络迭代过程中一些亲和力没有增加的次数达到阈值的细胞,记录细胞各变量取值、亲和力和禁忌次数;记忆表存储记忆细胞,记录细胞各变量取值和亲和力;进化方向表存储网络

中细胞变异时,细胞进化的方向.为加快寻求最优解的速度和精度,采用合理的进化方向显然很必要.进化方向表是一种串行结构的表,采用具有指示进化方向作用的方向算子,依据父代、当代及子代个体在结构中的位置的产生子代个体的进化方向,沿着亲和度上升的方向为目标进化方向.当网络中的细胞是新生成时,细胞的方向初始值为 0.禁忌人工免疫网络算法的流程见图 1.

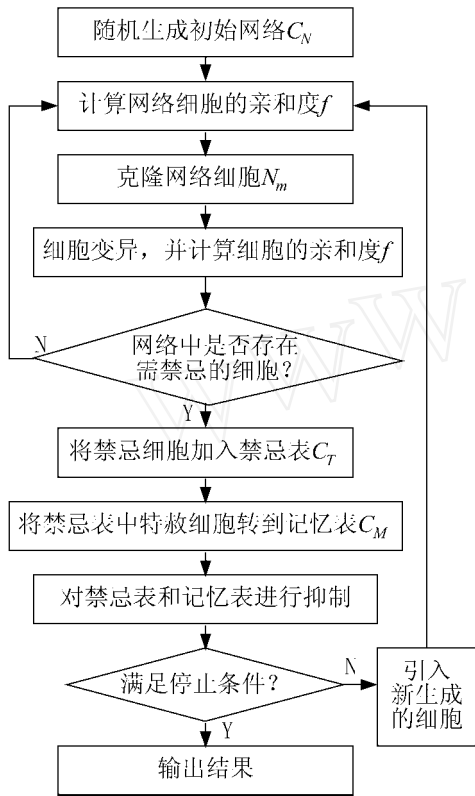


图 1 禁忌人工免疫网路算法流程图

Fig 1 Flowchart of TS-aNet algorithm

2.2.2 TS-aNet算法的实现

TS-aNet算法实现的步骤如下所示.

- 1)随机生成  $N$  个网络细胞,计算所有网络细胞的亲和力  $f$ ,形成初始网络  $C_N$ ;
- 2)While (满足迭代条件)
  - 将所有网络细胞的亲和力  $f$  标准化;
  - 将网络细胞产生数目为  $N_c$  的克隆形成  $C, N_c$  的大小与该细胞的亲和力成正比,计算公式为  $N_c = \text{round}(f_i^* \times N_m) + 1$ ;
  - 对产生的克隆  $C$  进行变异,如果变异后的个体不在可行域内,则不予保留;
  - 计算变异后形成的  $C^*$  中的细胞亲和力;

在每个网络细胞的克隆体  $C^*$  和父代细胞中选择亲和力和最高的细胞组成新的网络  $C_N$ ;

判断  $C_N$  中的每个细胞的亲和力是否增加并计算细胞下一次的进化方向,将计算结果存入进化方向表;

判断网络中是否存在细胞的亲和力大小变化的次数已达到阈值,如果没有,返回到步骤 否则,继续;

将已达到阈值,的细胞加入禁忌表  $C_T$ ,如果网络中亲和力最高的细胞也达到了,该细胞被特赦,不加入禁忌表;

将禁忌表  $C_T$  中禁忌次数达到特赦阈值的细胞移到记忆表  $C_M$  中;

计算  $C_T$  和  $C_M$  中所有细胞的亲和力,抑制亲和力和小于抑制阈值,的个体;

⑪引入一定数目细胞 (不在禁忌表中细胞形成的领域中)到网络中,使网络大小不变.

3)输出  $C_T$  和  $C_M$  中所有细胞和网络中最大亲和力和细胞.

算法的迭代停止条件是禁忌表和记忆表中细胞的总数或者是达到最大迭代次数.在步骤⑩中,让禁忌表和记忆表中的细胞互相作用,通过阴性选择对亲和力小于抑制阈值的个体进行抑制,剩下的个体则保留起来.经过抑制后,若禁忌表和记忆表中的细胞总数比上一代的总数多,表示找到新的极值点.假如经过几次抑制过程,禁忌表和记忆表中的细胞总数不发生变化,表明找不到新的极值点,停止搜索,则禁忌表和记忆表中剩下的细胞和网络中最大亲和力和细胞就是问题的解<sup>[11]</sup>.

3 仿真实验及分析

为了验证算法的性能,从局部收敛速度、全局收敛性、搜索极值点的能力 3 个方面进行定量分析<sup>[12]</sup>.

3.1 局部收敛速度分析

局部收敛速度指的是在搜索局部极值点时,找到局部极值点的速度.采用以下 2 个函数进行优化,并与 CLONALG算法、opt-aNet来做比较.

$$\begin{cases} f_1(x, y) = -\text{sqrt}(x^2 + y^2), \\ f_2(x, y) = -(100(x^2 - y)^2 + (1 - x)^2). \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $f_1$  是欧氏距离函数, 极值点在原点;  $f_2$  虽然是单峰值函数, 只有一个极大值点 (1, 1), 该点的函数值为 0, 但该极大值点位于十分狭窄的脊谷中, 函数值此区域内取值变化极为缓慢, 很难进行全局最大化. 对于  $f_1$  与  $f_2$  2 个函数, 3 个算法运算结果如图 2 和图 3

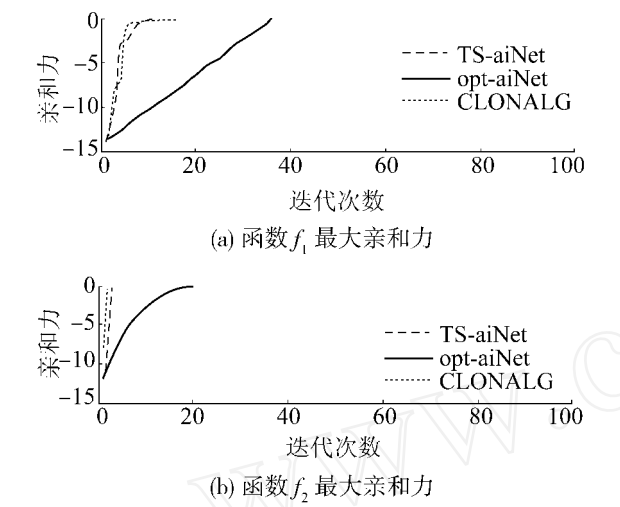


图 2 最大亲和力变化过程图

Fig 2 Varying process of the max affinity

图 2 是 3 个算法对 3 个函数最大亲和力变化过程, (a)、(b) 分别是  $f_1$  和  $f_2$  变化过程. 对函数  $f_1$ , 从 3 个算法最大亲和力变化过程看出, TS-aNet 算法迭代 11 次就找到了极值点, CLONALG 算法经过 20 次迭代, 而 opt-aNet 算法经过 36 次迭代; 对于函数  $f_2$ , TS-aNet 算法迭代 9 次就找到了极值点 (1, 1), CLONALG 算法经过 100 次迭代只收敛到原点 (0, 0), 没有找到 (1, 1), 而 opt-aNet 算法经过 29 次迭代找到了极值点 (1, 1). 所以 TS-aNet 算法搜索局部极值点时局部收敛速度要比其他 2 种算法快.

图 3 是对 2 个函数收敛过程路径的平面显示, (a)、(b) 分别对应  $f_1$  和  $f_2$  收敛过程.

从 3 个算法对  $f_1$  和  $f_2$  函数迭代收敛过程最大亲和力点坐标的位置图中可以看出, TS-aNet 前进的距离是变化的, 不是等距, 而 opt-aNet 前进的距离是接近等距离, 因为在 TS-aNet 算法进行克隆变异过程中, 利用了进化方向. 同时, 可以发现 CLONALG 算法前进的距离和方向是不规则的, 因为 CLONALG 算法采用二进制编码, 进行高频变异时, 变异的编码位置是随机的, 所以在搜索局部极值

点时不太稳定, 有时可能会找不到局部极值点.

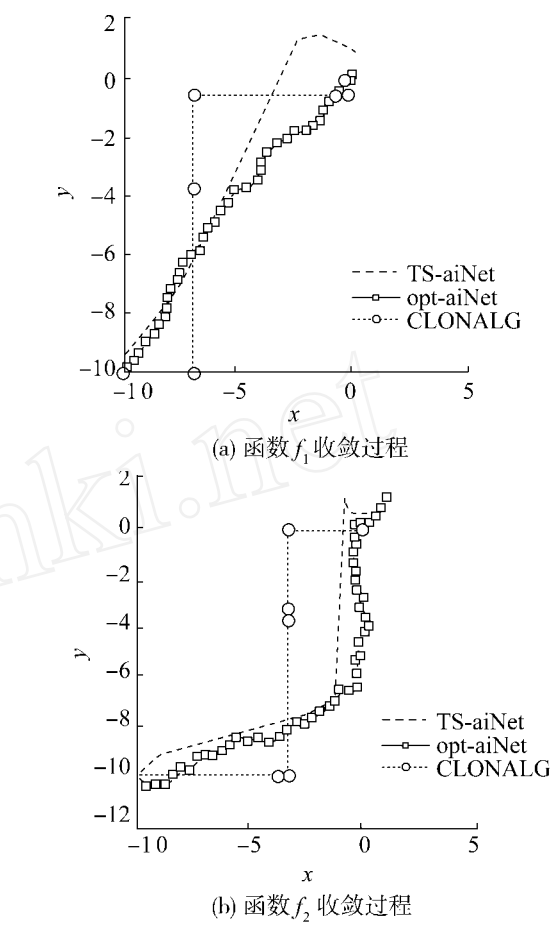


图 3 函数收敛过程路径平面显示

Fig 3 Convergent route of functions in plane

### 3.2 收敛性比较分析

为了验证算法在不同情况下的收敛性, 选择一些具有不同类型的测试函数.

1) 阶梯函数的优化. 阶梯函数是一种不连续函数, 其不连续性往往使一些算法收敛困难. 其表达式如下:

$$f_3(x) = 6n + \sum_{i=1}^n \text{int}(x_i), \quad 0 \leq x_i \leq 10.1 \quad (6)$$

式中:  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ,  $n$  为变量维数,  $f_3(x)$  取最大值 48 对于阶梯函数, 3 种算法的最终收敛结果见表 1. 比较可知, TS-aNet 算法收敛速度更快, 局部搜索能力更强, 在第 26 代就得到最优解; CLONALG 算法需要 42 代; opt-aNet 算法过早收敛, 没有找到全局最优解.

表 1 3种算法对阶梯函数的收敛结果

Table 1 Convergent results of three algorithms for step function

算法	3种算法对阶梯函数的收敛结果				最早发	
	最优值	$x_1$	$x_2$	$x_3$	迭代次数	现最优值代数
CLONALG	48	10.016 8	10.003 2	10.059 9	200	42
opt-aNet	47	9.425 9	10.046 1	10.037 3	91	11
TS-aNet	48	10.041 3	10.011 9	10.069 1	200	26

2) Rosenbrock函数的优化. Rosenbrock函数是一种非凸、病态函数,常常用作优化算法的测试问题.表达式如下:

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2),$$

- 30     $x_i$     30

(7)

该函数在  $x_i = 1$  时达到极小值点,其解空间有非常多的狭窄的通道,导致很难获得全局最优值.为了使算法对 Rosenbrock函数收敛,CLONALG算法需要将迭代次数增加到 4 000代,比较表 2的收敛结果可以看出,在病态的 Rosenbrock函数优化中,经过 4 000代的进化,CLONALG算法能够收敛到 0.059 34, opt-aNet算法无法收敛到最优解,而 TS-aNet算法只经过了 120代就收敛到最优解 0.042 4.所以 TS-aNet算法明显优于另外 2种算法.

表 2 3种算法对 Rosenbrock函数的收敛结果

Table 2 Convergent results of three algorithms for Rosenbrock

算法	收敛结果				最早发	
	最优值	$x_1$	$x_2$	$x_3$	迭代次数	现最优值代数
CLONALG	0.059 3	0.823 5	0.745 1	0.588 2	4 000	3 989
opt-aNet	- 32.089	0.203 9	- 0.019 7	0.045 6	4 000	4 000
TS-aNet	0.042 4	0.980 4	0.980 4	0.980 4	120	115

3) Schaffer函数的优化. Schaffer函数是一种只有一个全局最优值,且在全局最优值附近存在无穷个局部极值点将其包围的函数,其表达式如下:

$$f_5(x, y) = 1 - (x^2 + y^2)^{0.25} \cdot \sin^2(50((x^2 + y^2)^{0.1} + 1.0))$$

(8)

该函数在可行域内只有一个全局极大值点

$f_5(0, 0) = 1$ ,而其局部极大点为无穷多个.全局最优值周围有一个圈脊,因此算法很容易停滞在此局部最优值.此函数形状相对于原点对称,且越接近原点(最优值),函数值变化越剧烈,在最优值附近形成间隔很密、很陡的振荡峰. Schaffer函数能很好地测试算法跳出局部极值点寻找全局最优值的能力.对于 Schaffer函数,3种算法的收敛结果见表 3.由结果可知 opt-aNet算法陷入了局部极值点,没有找到全局最优值(0.000 1, 0.000 4), TS-aNet算法在第 59代时发现了最大极值点,比其他 2种算法找到的最大极值点精确,且迭代次数最少.

表 3 3种算法对 Schaffer函数的收敛结果

Table 3 Convergent results of three algorithms for Schaffer

算法	收敛结果			最早发	
	最优值	$x_1$	$x_2$	迭代次数	现最优值代数
CLONALG	0.958 0	0.001 1	0.000 4	200	73
opt-aNet	0.819 9	- 0.031 0	- 0.003 3	200	166
TS-aNet	0.963 6	0.000 1	0.000 4	200	59

以上测试结果表明, TS-aNet算法对具有不同特点的优化问题具有良好的收敛能力,与其对照的 2种算法相比,受函数不连续、非凸性和病态等因素的影响较小,具有良好的全局最优解搜索能力.

3.3 搜索极值点能力分析

通常利用一些经典多峰函数测试算法搜索极值点的能力,根据搜索的结果种群的分布情况评价算法性能.在此采用峰值比、搜索到的极值点的个数、亲和度函数的计算次数等指标进行定量评价.

$$f_6(x) = \begin{cases} 80(2.5 - x), & 0 \leq x < 2.5, \\ 64(x - 2.5), & 2.5 \leq x < 5.0, \\ 64(7.5 - x), & 5.0 \leq x < 7.5, \\ 28(x - 7.5), & 7.5 \leq x < 12.5, \\ 28(17.5 - x), & 12.5 \leq x < 17.5, \\ 32(x - 17.5), & 17.5 \leq x < 22.5, \\ 32(27.5 - x), & 22.5 \leq x < 27.5, \\ 80(x - 27.5), & 27.5 \leq x < 30 \end{cases}$$

(9)

该函数在区间  $[0, 30]$  有 5个非均匀分布的峰,且 2个等高的极值点在边界上,距离很远,搜索一旦

陷入局部极大值所在的区域,一般难以转移到全局极值点所在的区域.

$$f_1(x,y)=(4-2\sqrt{1x^2+x^4/3})x^2+xy+(-4+4y^2)y^2.$$

(10)

式中: $x \in [-3,3], y \in [-2,2]$ . 函数  $f_1$  被称为

六峰驼背函数,该函数共有 6 个局部极小点,其中  $(-0.0898, 0.7126)$  和  $(0.0898, -0.7126)$  为全局最小点.

实验过程中每个算法运算 50 次,求其平均值,求解结果见表 4

表 4 3 种算法对函数  $f_6$  和  $f_7$  的收敛结果

Table 4 Convergent results of three algorithms for  $f_6$  and  $f_7$

算法	3 种算法对函数 $f_6$ 的收敛结果			亲和度 函数的 计算次数	3 种算法对函数 $f_7$ 的收敛结果			亲和度 函数的 计算次数
	搜索代数	搜索到的 极值点数目	峰值比		搜索代数	搜索到的 极值点数目	峰值比	
CLONALG	200	4	0.7817	62240	200	2	0.3978	62240
opt-aNet	42	4	0.8192	59159	46	4	0.7181	63720
TS-aNet	33	5	0.9625	15850	32	6	0.8413	18408

峰值比反映算法找到的峰的质量,这一指标越接近 1,表明算法性能越好,由表 3 可以得知,TS-aNet 算法的峰值比较其他 2 个算法更接近于 1;TS-aNet 算法搜索到的极值点个数也较多,反映了其良好的全局搜索能力;亲和度函数的计算次数衡量算法的效率,TS-aNet 算法的计算次数较少,表明其计算复杂度相对较小.

由以上实验结果可知,TS-aNet 算法以其出色的多样性和记忆功能,在系统稳定性、收敛速度、极值点搜索能力等方面表现出了更好的性能.

4 结束语

文章提出了禁忌人工免疫网络算法,该方法结合了人工免疫网络算法与禁忌搜索算法二者的优点,不仅包括抗体间促进和抑制的动态平衡,而且更好地反映了免疫系统的作用机制.仿真实验表明,与其他算法相比,该算法能更好地保持解的多样性,很好地避免了早熟问题,达到了全局寻优和快速收敛的目的,显示出了更好的性能.

此外,该算法具备搜索多个最优点的能力,其相关结果还适用于图像配准.图像配准是寻找图像之间最佳转换参数的优化问题,由于其目标函数可能表现为非连续、多峰值和带噪声等各种形式,传统的搜索技术求解会遇到许多困难,而禁忌人工免疫网

络算法可以很好地解决这种多模态、多参数的复杂寻优问题.人工免疫的分布式、并行和记忆性将会有助于图像配准快速处理算法的生成.

算法的不足是对网络抑制阈值的设置还有些敏感,仍然需要先验知识和实验来确定;进化代数也需要人为干预,未能完全体现出免疫系统的自组织机理,尚缺乏一定的自主性.如何进一步提高算法的性能及算法在红外与可见光图像配准中的应用,将是下一步的研究工作.

参考文献:

[1]SW IEC ICKA A, SEREDYNSKI F, ZOMAYA A Y. et al  
Multiprocessor scheduling and rescheduling with use of cel-  
lular automata and artificial immune system support[J].  
IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems,  
2006, 17(3): 253-262

[2]De CASTRO L N, TMM IS J. Artificial immune systems as  
a novel soft computing paradigm[J]. Soft Computing Jour-  
nal, 2003, 7(7): 67-75

[3]GONZALEZ L, CANNADY J. A self-adaptive negative se-  
lection approach for anomaly detection[C]//Proceedings of  
the Congress on Evolutionary Computation Portland, USA,  
2004: 20-23

[4]焦李成,杜海峰,刘芳,等.免疫优化计算、学习与识

- 别 [M]. 北京: 科学出版社, 2006: 218-235.
- [5] ZHENG D L, LIANG R X, HU D M, et al. Application of artificial immune system and artificial immune genetic algorithm to optimization [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2003, 3(25): 284-287.
- [6] 黄弦超, 舒隽, 张粒子, 等. 免疫禁忌混合智能优化算法在配电网检修优化中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(11): 96-100.
- HUANG Xianchao, SHU Jun, ZHANG Lizi, et al. Distribution maintenance scheduling using an intelligent optimal approach mixed with immune algorithm and tabu search [J]. Journal of Chinese Electrical Engineering Science, 2004, 24(11): 96-100.
- [7] 汪嘉杨, 李祚泳, 熊建秋, 等. 基于免疫禁忌优化算法的生态环境评价指数公式及其应用 [J]. 生态与农村环境学报, 2006, 22(4): 25-29.
- WANG Jiayang, LI Zuoyong, XIONG Jianqiu, et al. Exponential formula for evaluation of eco-environmental quality based on immune taboo search [J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2006, 22(4): 25-29.
- [8] De CASTRO L N, ZUBEN F J. aNet: an artificial immune network for data analysis [C] // Data mining: A Heuristic Approach. Hershey, USA, 2001: 1-37.
- [9] De CASTRO L N, TMM IS J. An artificial immune network for multimodal function optimization [C] // Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu: IEEE Service Center, USA, 2002: 699-704.
- [10] TAN P H, RASMUSSEN L K. Tabu search multi-user detection in CDMA [C] // Radio Vetenskapoch Kommunikation. Stockholm, Sweden, 2002: 744-748.
- [11] JU I Y W, CHUNG Y K. Artificial immune system for solving constrained global optimization problems [C] // The First IEEE Symposium on Artificial Life. Honolulu: Hawaii, USA, 2007: 92-99.
- [12] SUN R X, QU L S. Quantitative evaluation of optimization efficiency for genetic algorithms [J]. Acta Automatic Sinica, 2000, 26(4): 552-556.

#### 作者简介:



赵云丰,男,1979年生,博士研究生,主要研究方向为人工智能、图像处理与模式识别。



尹怡欣,男,1957年生,教授,博士生导师,中国人工智能学会常务理事、中国自动化学会理事。主要研究方向为复杂系统的建模与控制、人工生命、智能控制与智能管理。



付冬梅,女,1963年生,教授,博士生导师,主要研究方向为红外图像技术、理论与实际应用、人工免疫智能算法及应用。作为主要参与人参加 863、973、博士点基金等项目 8 项。