

# 人工免疫算法在函数优化中的应用

罗印升, 李人厚, 张 雷, 刘 芳

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

**摘要:** 基于自然免疫系统中体液免疫反应的机制提出了一种函数优化算法, 该算法模拟了抗体的产生、抗体与抗原的黏合、激励、克隆、超突变及未受激励细胞的消亡等自然过程, 其主要步骤包括: 抗原、B 细胞的算法定义, B 细胞与抗原之间的亲和度计算与选择, B 细胞的克隆、变异和记忆细胞的产生等. 算法的主要特点是模拟了不同的自然机制, 具有并行性, 产生了高亲和度、长寿命的记忆细胞并不断对其更新. 用两种不同类型的测试函数进行了仿真实验, 并与基本遗传算法进行了比较, 结果表明所提算法能以较快的速度完成给定范围的搜索和全局优化任务.

**关键词:** 免疫系统; 免疫响应; 算法; 全局优化; 细胞

**中图分类号:** TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2003)08-0840-04

## Application of Artificial Immune Algorithm to Function Optimization

Luo Yinsheng, Li Renhou, Zhang Lei, Liu Fang

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** A new function optimization algorithm is proposed based on humoral immune response of natural immune systems. The algorithm simulates the natural process of human immune systems such as producing B-cells, binding B-cells with antigens, stimulating, cloning, hyper-mutating and removing from the human body of the un-stimulated B-cells. The basic steps of the algorithm include: the defining of the antigen and the B-cells; computing affinities between the B-cells and the antigen, selecting; cloning and mutating of the B-cells and producing of memory cells etc. The advantages are that the algorithm simulates different natural mechanism, produces and updates B-cells with high affinity and long life, and has parallelism. The method is utilized to optimize two types of testing functions and the simulation results show that the algorithm can converge to the global optimum at a quicker rate in a given range compared with the simple genetic algorithm (SGA).

**Keywords:** immune systems; immune response; algorithm; global optimization; cells

公元 10 世纪后, 中国人创用了人痘苗预防天花, 随后传入外国<sup>[1]</sup>. 1796 年英国医生 Jenner 发明了用牛痘预防天花, 为人类战胜天花做出了划时代的贡献, 也为免疫学发展奠定了基础. 随着时间的推移, 人们对免疫系统的组成和机理的认识更加清楚, 人类免疫系统的复杂性可以和人的大脑相媲美(人大约有  $10^{10}$  个脑细胞, 约有  $10^{12}$  个淋巴细胞). 免疫系统具有模式识别、学习与记忆、多样性的产生、噪

声耐受、归纳概括、分布检测及优化等多种功能<sup>[2]</sup>. 由于自然系统处理各种信息的能力和对环境的适应性远远超过常规的技术和方法, 因此工程技术人员正在不断地发掘和研究受生物和人类自然机制启发的各种计算方法. 受人类自然免疫系统的启发, 科技工作者已经提出了各种人工免疫算法, 如基于克隆选择原理对分布自治机器人系统进行协作控制, 基于免疫系统原理的 ABNET 算法已用于模式识别

收稿日期: 2002-11-11. 作者简介: 罗印升(1964~), 男, 博士生, 现任陕西理工学院电气工程与自动化系教师; 李人厚(联系人), 男, 教授, 博士生导师.

和分类, 利用学习矢量量化(LVQ)和免疫网络方法实现传感器故障诊断, 利用克隆选择算法解决学习、多模式函数优化和组合优化问题等等<sup>[2, 3]</sup>. 文献[4]提出了基于人工免疫系统的数据分析方法用于模式提取, 文献[5]提出以接种疫苗和免疫选择为核心的免疫算法来解决优化旅行商问题(TSP). 因此, 人工免疫算法的研究成为模拟自然机制的又一个前沿热点问题. 本文在介绍自然免疫系统的基础上, 提出并讨论了基于免疫响应的函数优化算法, 并对不同类型的测试函数进行了仿真实验.

## 1 自然免疫系统<sup>[1]</sup>

免疫系统是由具有免疫功能的器官、组织、细胞和分子组成的解剖和生理网络构成. 人体的免疫系统分为先天性免疫系统和适应性免疫系统. 先天性免疫是与生俱有的, 有能力识别侵入体内的各种微生物; 适应性免疫是后天形成的, 也称获得性免疫, 它是由免疫系统中淋巴细胞受病原体(抗原)的刺激、诱导后而形成的. 淋巴细胞主要有 B 细胞和 T 细胞.

免疫学研究表明, 各种抗体分子在化学结构上有差别, 但每个抗体分子的基本结构是由一对重链(H 链)、一对轻链(L 链)组成的, 其中有两个重要的区域, 一个是抗体分子与抗原决定簇发生特异性结合的部位, 称为互补决定区; 另一个称独特型部位, 用于识别其他的 B 细胞, 以构成 B 细胞网络.

免疫系统保护身体免于被微生物病原体(如病毒、细菌、寄生虫)所感染, 一旦病原体侵入肌体, 首先被单核巨噬细胞吞噬、消化, 然后将其分解为抗原片段. 这些片段能和主组织相容复合体结合, 结合物位于细胞膜上, 可被 T 细胞识别, 使 T 细胞活化、激发, 释放出细胞因子. 细胞因子作为第二信号, 加速已结合抗原的 B 细胞活化、增殖和分化, 产生浆细胞. B 细胞不仅产生大量的分泌型的抗体, 也产生膜结合型的抗体. 在 B 细胞的增殖、分化过程中, 细胞同时经历着超变异. 抗体与抗原发生特异性结合后, 通过中和、溶解和调理等作用, 最终使抗原从体内清除. 另有一些 B 细胞变成了长期存活的记忆细胞, 它通过血液和淋巴组织循环, 暂不分泌抗体. 记忆细胞的存在, 为下一次快速、高效的消除相同或者类似抗原引起的感染奠定了基础.

## 2 人工免疫算法

在自然免疫响应过程中, 有几个重要特点. 第

1, 识别抗原的 B 细胞被激发、克隆、分化为浆细胞后产生抗体, 必须有 T 辅助细胞和抗原呈现细胞的参与. 第 2, 在 B 细胞克隆过程中, 又经历着超变异. 第 3, 抗体与抗原特异性结合, 这种结合是指任何一种抗原分子只能与由它刺激所产生的抗体结合而起反应的专一性能, 它在本质上体现了选择性. 第 4, 抗体与抗原结合时, 其匹配的程度用亲和度来度量. 第 5, 产生记忆细胞, 未受激励的 B 细胞消亡. 基于此, 我们模拟了抗体的产生、克隆、变异, 抗体与抗原特异性结合, 未被激发的细胞消亡及记忆细胞的产生等过程, 并提出了一种人工免疫算法. 该算法是自然免疫响应的一种简化机制, 算法中忽略了辅助 T 细胞和抗原递呈细胞的作用. 由于 B 细胞产生抗体, 因此算法中 B 细胞和抗体的意义相同.

### 2.1 算法

算法主要步骤如下.

步骤 1: 问题定义. 待优化的目标函数及其约束条件视为抗原, 目标函数在约束条件下的可行解视为 B 细胞.

步骤 2: 产生初始 B 细胞群体  $A_{b1}$ . 在问题的约束条件下, 随机产生  $N$  个初始 B 细胞组成群体, 即为待优化目标函数的  $N$  个可行解.

步骤 3: 计算每一个 B 细胞与抗原的亲和度. 在该优化算法中, 待优化的目标函数值就是亲和度, 它表示可行解对问题的满足程度.

步骤 4: 选择亲和度高的 B 细胞进行克隆, 产生 B 细胞群体  $A_{b2}$ . 从  $A_{b1}$  中选择  $n$  个亲和度高的 B 细胞, 克隆产生抗 B 细胞群体  $A_{b2}$ .

步骤 5: 在 B 细胞群体  $A_{b2}$  中进行变异操作, 产生抗体细胞群体  $A_{b3}$ . 模拟了免疫响应中 B 细胞克隆过程中的超变异特点, 变异率随 B 细胞亲和度的增大而逐渐减小.

步骤 6: 从  $A_{b1}$  中淘汰亲和度低的 B 细胞后形成 B 细胞群体  $A_{b4}$ . 模拟了免疫响应中约有 5% B 细胞的自然消亡及部分亲和度低的 B 细胞的消亡.

步骤 7: 从  $A_{b3}$  中选出高亲和度的 B 细胞组成  $A_{b5}$ , 将  $A_{b5}$  加入到  $A_{b4}$  中组成新一代的 B 细胞群体. 模拟了免疫响应中记忆细胞的作用, 记忆细胞是超变异后产生的亲和度更高的 B 细胞.  $A_{b5}$  中的记忆细胞每一代都必须更新, 同时淘汰相似的 B 细胞.

步骤 8: 优化过程完成则继续, 否则跳到步骤 3.

步骤 9: 输出优化果, 结束.

### 2.2 人工免疫算法与遗传算法的异同点

本文基于自然免疫响应机制提出的函数优化算

法在形式上与基本的遗传算法(SGA)有相似之处,它们均属随机优化方法,初始可行解的产生、编码、解码和评价机制相似,具有并行性,均有选择与变异操作。但是,这两种算法产生于两个不同的自然机制,背景不同,所采用的术语也不同。SGA 是基于达尔文的自然选择进化理论,是对生物个体进化中的有性繁殖的宏观模拟,它的选择、交叉和变异算子都是在一定发生概率的条件下随机地、没有指导地迭代搜索。因此,SGA 在为群体中的个体提供进化机会的同时,在某些情况下退化现象也相当明显<sup>[5]</sup>。基于自然免疫响应过程的优化算法则是对生物个体内组织级上的微观进化机制的模拟,有其独特之处。B 细胞的克隆过程是细胞的有丝分裂,属无性繁殖,不存在遗传物质的交叉,因此算法中没有 B 细胞的交叉操作实现过程。在克隆过程中,B 细胞的遗传物质组合时会随机发生变化(片段增加或减小),因此新产生的 B 细胞发生了变化,这样的变化机制在算法中可用变异操作实现。同时,算法中模拟了记忆细胞的作用,记忆细胞是亲和力更高的 B 细胞,记忆细胞的群体能够保留亲和力高的多个不同的个体。在群体进化中,它比最优个体保留法有更多的优点。记忆细胞的存在,加上选择的作用,使变异向提高亲和度的方向发展,避免了盲目性。B 细胞的选择、克隆是两个过程,而 SGA 中选择和复制(繁殖)是同一操作。

2.3 算法的收敛性分析

在不断地保留当前最优解的情况下,SGA 可收敛至全局最优解,其收敛性是已经被证明了的,但收敛到全局最优解所需的时间可能是很长的,交叉算子并未提供收敛性保证<sup>[9]</sup>。本文算法的框架与遗传算法相似,但采用了超变异操作和保留记忆细胞群体,它增加了群体的多样性,保留了更多且不同的最优个体,随进化过程的进行而不断更新这些个体,这样能加速算法找到全局最优值。因此,本文算法是可以收敛的。

3 仿真实验

3.1 函数优化

用本文所提算法进行函数优化,抗原对应于所

优化的目标函数及其约束条件,抗体对应于问题在给定范围内的可行解,抗体与抗原的亲和力表示可行解对问题的满足程度,高亲和度的 B 细胞是选择、克隆、变异和组成记忆群体的对象。

初始 B 细胞群体的产生:与基本遗传算法相同,采用随机的办法;B 细胞的编码与解码:用长度为  $L$  的二进制串表示 B 细胞,其编码、解码过程与 SGA 中完全相同;克隆操作:从  $A_{b1}$  中选择  $n$  个亲和力高的 B 细胞完成克隆操作;变异操作:变异采用基本变异操作,其范围限于算法描述中的  $A_{b2}$  的 B 细胞群体。变异率  $P_m$  随 B 细胞亲和力增加而减小,简单的办法是随迭代次数的增加而减小变异率。测试函数为

$$f(x,y)=0.5+\frac{\sin^2(x^2+y^2)^{1/2}-0.5}{[1.0+0.001(x^2+y^2)]^2}$$
$$x,y\in[-100,100]$$

在给定的定义域范围内有  $f(x,y)\geq 0$ , 在全局最大值周围有一圈脊,使得函数有无数个局部极大值,且极大值与全局最大值非常接近。这样,算法在搜索时很容易陷入局部极大值,但函数只有一个全局最大值。本文算法与文献[7]所用 SGA 的仿真结果进行了比较,群体大小(100)、编码长度和给定阈值与文献[7]相同,算法独立运行 30 次取平均值。仿真结果比较如表 1 所示,从中可以看出本文所提算法能以较快的速度收敛到全局最大值。

3.2 TSP 优化

TSP 是一个典型的易于描述却难以处理的 NP 问题。简而言之,就是寻找一条最短的遍历  $n$  个城市的路径,每个城市只能访问一次,最后必须返回出发地。或者说,搜索整数子集  $X=\{1,2,\cdots,n\}$  ( $X$  的元素表示对  $n$  个城市的编号)的一个排列  $\pi(X=\{v_1,v_2,\cdots,v_n\})$ ,使得

$$T_d=\sum_{i=1}^{n-1}d(v_i,v_{i+1})+d(v_1,v_n)$$

的值最小<sup>[6]</sup>,式中的  $d(v_i,v_{i+1})$  表示城市  $v_i$  到城市  $v_{i+1}$  的距离。

在本文算法中,一个 B 细胞(一个抗体)代表一个可行路径,即一个可行解;抗原为目标函数;亲和度代表一个可行路径接近最短路径的程度,取为路

表 1 人工免疫算法与 SGA 的结果比较

函数	编码长度	阈值	最大迭代次数	SGA		人工免疫算法	
				平均迭代次数	阻滞次数	平均迭代次数	阻滞次数
$f$	22	0.999	200	173.9	23	110.4	6

径长度的倒数. 采用以遍历城市的排列次序进行编码, 变异用多点对换变异法. SGA 采用部分匹配交叉, 单点变异. 两种算法的群体大小均为 100. 以 20 个城市为例, 在 0~20 的数值范围内, 以随机分布产生 20 个城市的  $X$ 、 $Y$  坐标, 结果如图 1 中的数字标号所示. 两种算法分别经过 20 次重复迭代, 均能搜索到后来认为是最短距离的路径(约 70.68). 虽然路径的起始点不同, 但最终遍历全部 20 个城市的路径相同, 正如图 1 中的连线. 两种算法的最优个体的变化过程如图 2 所示, 结果比较见表 2. 从图、表结果可以看出, 本文算法找到最佳路径的次数和路径

平均长度均优于 SGA.

4 结 论

本文对自然免疫系统的机理进行了介绍, 基于自然免疫响应过程提出了一种函数优化算法. 该算法的主要步骤包括亲和度计算, 选择、克隆、超变异、记忆细胞的产生等, 属随机优化算法, 具有并行性的特点. 分析了算法与 SGA 的异同点, 用不同类型的测试函数对算法进行了仿真实验, 并与 SGA 的结果进行了比较. 结果表明, 本文所提算法能以较快的速度找到全局最优值.

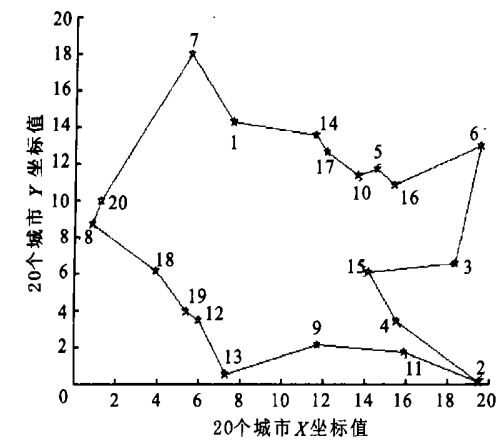


图 1 20 个城市的位置及最佳路径

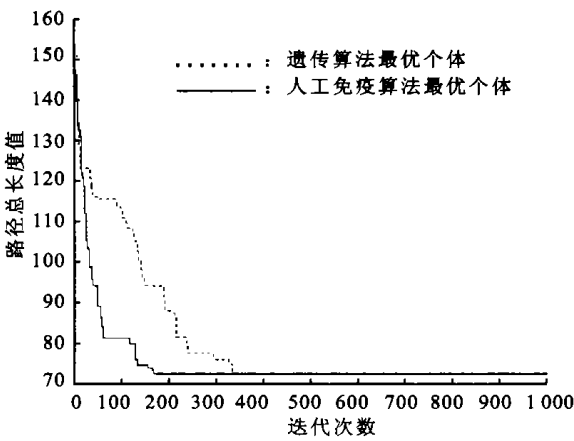


图 2 两种算法中最优个体的变化

表 2 TSP 问题两种算法的结果比较

城市数	群体大小	最大迭代次数	SGA		人工免疫算法	
			路径平均长度	找到最佳路径的次数	路径平均长度	找到最佳路径的次数
20	100	1 000	88.75	11	78.45	17

参考文献:

[ 1 ] 杨延彬. 免疫学及检验[ M ]. 北京: 人民卫生出版社, 1999. 1~65.

[ 2 ] de Castro L, von Zuben F. Artificial immune system part I: basic theory and applications[ R/OI ]. <http://www.dca.fee.unicamp.br/~lmunes>, 2002-02-15.

[ 3 ] de Castro L, von Zuben F. Artificial immune system part II: a survey of applications[ R/OI ]. <http://www.dca.fee.unicamp.br/~lmunes>, 2002-02-10.

[ 4 ] Timmis J, Neal M, Hunt J. Artificial immune systems for data analysis [ J ]. Biosystem, 2000, 55(1/3): 143~150.

[ 5 ] 王 磊, 潘 进, 焦李成. 免疫算法[ J ]. 电子学报, 2000, 28(7): 74~78.

[ 6 ] 陈国良, 王煦法, 庄镇泉, 等. 遗传算法及其应用[ M ]. 北京: 人民邮电出版社, 1996. 81~147.

[ 7 ] Srinivas M, Patnaik L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [ J ]. IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics , 1994, 24(4): 656~667.

(编辑 苗 凌)