

文章编号: 1001-0920(2004)02-0219-04

基于免疫原理的进化算法

罗印升^{1,2}, 李人厚¹

(1. 西安交通大学 系统工程研究所, 陕西 西安 710049; 2. 陕西理工学院 电气工程与自动化系, 陕西 汉中 723003)

摘要: 基于人类免疫系统的机理提出一种进化算法, 简述了算法的基本原理与特点, 定义了克隆、超变异、选择和记忆 4 种基本操作算子, 给出了算法的主要步骤, 并证明了算法能够以概率 1 收敛到全局最优点。用不同的测试函数进行仿真实验, 结果表明该算法是有效的, 能以较快的速度完成给定范围的搜索和优化任务。

关键词: 免疫系统; 免疫响应; 进化算法; 优化

中图分类号: TP274; TP18

文献标识码: A

Evolutionary algorithm based on immune theory

LUO Yin-sheng^{1,2}, LI Ren-hou¹

(1. Institute of System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Department of Electrical Engineering & Automation, Shaanxi University of Technology, Hanzhong 723003, China)

Abstract: A new evolutionary algorithm, which simulates the natural immune response process, is proposed based on the human immune system mechanism. The main idea and characteristics of the algorithm are addressed. Four operators such as clone, hypermutation, selection and memory are defined. The main steps of the algorithm are presented. It is proved that the algorithm can converge to the global optimal value with probability 1. In experiment, the algorithm is used to optimize different functions for testing and the result shows that the algorithm is valid and can perform searching in a given range and carry out the optimization task in high rate.

Key words: immune systems; immune response; evolutionary algorithm; optimization

1 引言

受人类自然免疫系统的启发, 研究人员已提出各种人工免疫算法。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; 基于免疫原理的 AB-NET 算法, 用于模式识别和分类; 利用克隆选择算法解决学习、多模式函数优化及组合优化问题等^[1,2]; 文献[3]提出了基于人工免疫系统的的功能分析方法, 进行模式提取; [4]则提出以接种疫苗和免疫选择为核心的免疫算法, 用于优化 TSP 问题。因此, 人工免疫系统的研究已成为模拟自然机制的一个热点问题。对于工程技术人员来说, 开发人工免疫系统不仅仅在于模拟免疫过程, 更重要的是收集并

抽取能用来解决计算和工程实际问题的有用机制。本文基于自然免疫系统的机理, 提出一种进化算法, 定义了基本的操作算子, 简述了算法的原理, 分析了算法的收敛性。仿真实验表明算法是有效的。

2 自然免疫系统

免疫学研究表明^[1,5]: 免疫球蛋白分子的基本单元由一对重链(H 链)和一对轻链(L 链)4 条多肽链组成。每条链上均有可变区(V 区)和恒定区(C 区)。可变区的氨基酸组成及排列顺序多变, 是抗体与抗原决定簇发生特异性结合的部位, 称为互补决定区, 其结构如图 1 所示。一种抗原有多个不同的抗原决定簇, 一类抗体只有一种感受体, 因此一个抗原可与

收稿日期: 2002-12-10; 修回日期: 2003-02-20

作者简介: 罗印升(1964—), 男, 陕西武功人, 博士生, 从事进化计算、工业数据挖掘等研究; 李人厚(1935—), 男, 浙江宁波人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制理论与方法、CSCW 理论与应用等研究。

多个抗体结合,如图2所示。抗体具有多样性,它可识别“异己”的种类数几乎是无限的,据估计不少于 10^{16} 种^[6]。这种多样性是受基因支配的,任何一个B细胞内部都存在3组免疫球蛋白的基因库,在B细胞分化成熟过程中进行基因重排(也称受体编辑),进而转录与翻译,形成抗体。在抗体的整个产生过程中,B细胞完成基因重排,成熟后,一旦抗体黏合到抗原,这些B细胞就会被激励、克隆,克隆中经受超变异,未被激励的细胞将消亡。因此,基因重排和超变异使得有限种类的B细胞分化、成熟,产生丰富多彩的抗体类型,足以和各种各样的抗原黏合。

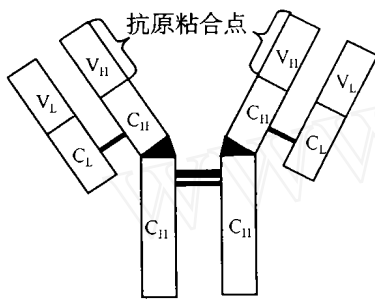


图1 抗体结构

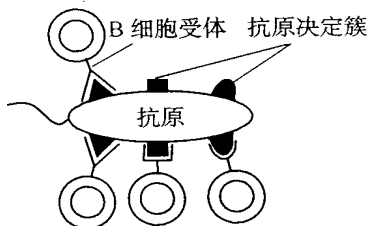


图2 一个抗原与多个抗体黏合

超变异是随机发生的,它也可能产生具有更低亲和度的抗体。为此,必须要有选择作用使得高亲和度的抗体被选出,一部分成为记忆细胞,另一部分则支配着免疫响应。因此,抗体可变区中的超变异和对高亲和度抗体的选择作用是亲和度成熟过程中两个非常重要的步骤。

3 基于免疫机理的进化算法

本文提出的基于人类免疫机理的算法是个体内微观环境下的进化过程,或者说,是进化在个体内的体现。群体中每个个体为B细胞,能和抗原很好匹配的B细胞具有高亲和力,它们被激活、克隆,并经历细胞的超变异,未激活的少部分B细胞将消亡。通过选择、克隆、超变异、选择及记忆细胞的产生这样的交替过程,使B细胞不断地向多样性、亲和度成熟的方向进化。免疫系统中细胞的克隆是由单一细胞以分裂方式进行繁殖,属无性繁殖,不存在不同

细胞之间遗传物质的交换。其基本特征是:细胞分裂使得细胞中的遗传物质(DNA分子)全部复制。因此,免疫系统中也包含细胞无性繁殖的规律。但信息并不是直接由DNA分子表达,而是通过DNA中的一条链转录到信息RNA,再由RNA翻译成特异的蛋白质的氨基酸顺序而得到表达的。转录是以特定的方向,选择出DNA两条链中的一个,从中挑选出某些特定的部分,使之翻译出来。

3.1 基本定义

体液免疫中B细胞成熟后,如果遇到相应的抗原刺激而分裂繁殖,便形成一个无性细胞系(克隆)。在这个细胞系里,后代细胞的基因相同,产生抗体的抗原特异性相同^[5]。这里用长度有限的二进制位串 $A_{b(2)}$ 代表B细胞。

定义1 $A_{b(2)}$ 经过不多于一次的变异所能迁移的点集,称为 $A_{b(2)}$ 的变异域。如:一条长为 L 的二进制位串有 L 个变异体包含于它的变异域。它们中每一个只有一位值与原码的位值不同。

定义2 所有 $A_{b(2)}$ 的集合(不同的B细胞集合)构成了一个进化空间,记为 E 。 E 中的子集构成的集合称为 E 上的一个聚集,记为 E^* 。

3.2 操作算子

基本操作算子有4个:克隆、超变异、选择和记忆。

3.2.1 克隆算子

克隆算子使每个B细胞分裂产生自己的子细胞群。这些子细胞具有相同的DNA双链,但转录链不同,因而可能呈现不同的表现型。因此,可把克隆算子简化成一对多的映射关系。克隆得到的子细胞具有同一DNA双链,属同一个“种系”;对同种抗原具有相同的特异性,但它们的亲和力不同。基于此,特定义克隆算子的操作如下:

设 C 是一个 $E \rightarrow E^*$ 上的映射,且对 $\forall \lambda \in E$,有

$$C(\lambda) = \{\lambda - \lambda \bar{\lambda} - \bar{\lambda}\} E^*$$

则称 C 是 $E \rightarrow E^*$ 上的克隆算子。其中集合 $\{\lambda - \lambda \bar{\lambda} - \bar{\lambda}\}$ 是 λ 的克隆(集)。 $\{\lambda - \lambda \bar{\lambda} - \bar{\lambda}\}$ 中 $-\lambda \bar{\lambda}$ 和 $-\bar{\lambda}$ 分别表示串 λ 的倒置、互补和倒置互补。

3.2.2 超变异算子

所谓超变异是指免疫系统中免疫球蛋白分子结构的可变区的变异率非常高(1×10^{-3} /碱基对,碱基对的长度约为700)^[11]。超变异使细胞的遗传物质发生改变,致使细胞群体趋向多样化。由于超变异

可以在不同的位置上发生, 故超变异算子能产生一对多的映射, 它使 B 细胞变迁为其变异域

设 M 是一个 $E \rightarrow E^*$ 上的映射, 且对 $\forall \lambda \in E$, 有

$$M(\lambda) = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L, \lambda\}$$

$$[m_1, m_2, \dots, m_L, m] \otimes \lambda =$$

$$[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L, \lambda],$$

则称 M 是 $E \rightarrow E^*$ 上的变异算子. 其中: $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L, \lambda\}$ 是 λ 的变异域; m_i 是位变异映射 ($i = 1, 2, \dots, L$), 它使得串 λ 的第 i 位发生变异, 其余不变; 而 m 是恒等变换, 即一个特殊的位变异映射; \otimes 表示算子集合与元素的乘法

3.2.3 选择算子

选择算子负责完成高亲和度的 B 细胞的遴选. 共分两个阶段: 一是从初始 B 细胞群体中选出高亲和度的细胞进行克隆、超变异运算; 二是从克隆、超变异后的 B 细胞群体中选出亲和度高的一部分细胞, 产生记忆细胞

3.2.4 记忆算子

记忆算子在此是一个存贮区, 存放着各种类型的高亲和度 B 细胞. 随着超变异的进行和亲和度的成熟, 它的内容不断得到更新

3.3 算法主要步骤

在算法应用中, 首先需要将待优化的问题及条件转化为人工免疫过程对问题的描述. 将待优化问题的目标函数视为抗原, 问题的可行候选解视为抗体. 待解问题的目标值表示候选解对问题的满足程度. 将目标值或其变换视为亲和度, 具体确定方法与问题的要求有关. 主要步骤如下:

Step 1: 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 B 细胞群体, 即为待解问题的 N 个候选解

Step 2: 计算亲和度, 选择亲和度高的 B 细胞进行克隆, 从而产生 B 细胞群体 A_{b2} . 从 A_{b1} 中选择 n 个亲和度最高的细胞, 依照克隆算子分别产生自己的子细胞群. 这体现了识别抗原的抗体被激励、克隆的免疫特点

Step 3: 在 A_{b2} 中进行超变异操作, 产生 B 细胞群体 A_{b3}

Step 4: 从 A_{b3} 中选择出高亲和度的 B 细胞, 形成记忆细胞. 记忆细胞的多少与问题的复杂程度有关

Step 5: 由记忆细胞取代 A_{b1} 中的低亲和度 B 细

胞 (也意味着低亲和度的 B 细胞的消亡).

Step 6: 进化是否完成? 是, 则继续; 否则, 跳到 Step 2

Step 7: 输出结果, 结束

3.4 算法收敛性

由于有记忆细胞的存在, 动态保存着所出现的所有最高亲和度的 B 细胞, 克隆和超变异算子都能使不同类的 B 细胞实现在编码空间的移动. 选择算子引导着 B 细胞在进化空间的迁移、搜索方向. 因此有如下结论:

克隆与超变异操作后, 若采用非确定性选择, 加上记忆细胞的作用, 则本文算法能以概率 1 收敛到全局最优点. 其证明方法见文献 [7]

4 仿真实验

用本文算法完成以下两个典型函数的优化: $f_1(x, y)$ 求极大值, $f_2(x, y)$ 求极小值. 亲和度具体定义为函数值. 为便于比较算法的性能, 这里采用文献 [8] 定义的指标: 运算量: 解的适应度 (亲和度) 超过某个阈值所需要的适应度 (亲和度) 评价次数; 它比进化代数更能反映算法的计算量大小. 全局优化能力: 由算法受困于局部极值点的次数 (即阻滞次数) 来表征

4.1 测试函数

$$f_1(x, y) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001(x^2 + y^2)]^2},$$

$$x, y \in [-100, 100];$$

$$f_2(x, y) = 100(x^2 - y)^2 + (1 - x)^2,$$

$$x, y \in [-2.048, 2.048]$$

4.2 仿真结果及分析

$f_1(x, y)$ 是快速变化的二维多模态函数, 形状相对原点对称, 越接近最优点, 变化越剧烈. 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. 本文算法的初始 B 细胞数取 60, 变异率随 B 细胞亲和度的成熟, 从 0.5 逐步变化到 0.05. 仿真结果和其他算法的比较见表 1.

$f_2(x, y)$ 是连续的凹函数, 又称马鞍函数, 采用普通算法很难求出其全局最小值. 本文算法的初始 B 细胞数取 50, 变异率随 B 细胞亲和度的成熟, 从 0.5 变化到 0.05. 仿真结果及比较见表 1.

表 1 中的 A GA 为自适应遗传算法, μ GA 为微种群算法. 需要说明的是, 为使比较结果更客观, 应使 A GA, μ GA 和本文算法都工作在各自方法的最

表1 各种优化算法的性能比较

函数	AGA		μ GA		本文算法	
	运算量	阻滞次数	运算量	阻滞次数	运算量	阻滞次数
$f_1(x, y)$	9 478 52	7	9 811. 2	0	4 251. 35	0
$f_2(x, y)$	11 698 0	0	10 061. 0	0	4 883. 37	0

佳状态,而不必强求群体大小和编码长度的一致^[8]. 表2所示都是针对各自算法较好的实验条件. 从表1可以看出: 本文算法对两个函数的阻滞次数均为0, 说明算法是收敛的; 其运算量均小于AGA和 μ GA.

表2 各优化算法的实验条件

函数	群体大小/编码长度			适应度 亲合度	最大评价 次数
	AGA	μ GA	本文算法		
$f_1(x, y)$	100/44	5/44	60/44	0.997	60 000
$f_2(x, y)$	40/24	5/24	50/24	0.001	60 000

5 结 语

本文基于自然免疫系统的机理提出一种进化算法,并对算法的原理、算子和收敛性进行了详细讨论. 该算法属随机优化方法,具有并行性特点. 用两个测试函数进行了仿真实验,结果表明该算法是有效的,能以较快的速度收敛于函数的全局最优值.

参考文献(References):

- [1] De Castro, Von Zuben. Artificial immune system, Part-I: Basic theory and applications[R]. Campinas: State University of Campinas, 1999.
- [2] De Castro, Von Zuben. Artificial immune system, Part-II: A survey of applications[R]. Campinas: State University of Campinas, 2000.

- [3] J Timmis, M Neal, J Hunt. Artificial immune systems for data analysis[J]. *BioSystems*, 2000, 55(1): 143-150.
- [4] 王磊, 潘进, 焦李成. 免疫算法[J]. *电子学报*, 2000, 28(7): 74-78.
(Wang Lei, Pan Jin, Jiao Licheng. The immune algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(7): 74-78.)
- [5] 王重庆. 分子免疫学基础[M]. 北京: 北京大学出版社, 1999. 1-115.
- [6] Chun J-S, Jung H-K, Hahn S-Y. 免疫算法与其他模拟进化优化算法的比较研究[J]. 胡朝阳, 文福拴译. *电力情报*, 1998, (1): 61-63.
(Chun J-S, Jung H-K, Hahn S-Y. A study on Comparison of optimization performances between immune algorithm and other heuristic algorithms[J]. *Information on Electric Power*, 1998, (1): 61-63.)
- [7] 余文, 李人厚. 基于单亲生物无性繁殖的一种进化算法[J]. *计算机工程与科学*, 2001, 23(4): 7-10.
(Yu Wen, Li Renhou. A new evolutionary approach based on reproduction of asexual cells[J]. *Computer Engineering and Science*, 2001, 23(4): 7-10.)
- [8] 李人厚. 智能控制理论和方法[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999. 181-185.

(上接第218页)

参考文献(References):

- [1] 石锦惠. 基于Petri网的半导体生产线调度问题的研究[D]. 上海: 同济大学, 1999.
- [2] 史忠植. 智能主体及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [3] Koller D, Pfeffer A. Representations and solutions for

game theoretic problems[J]. *Artificial Intelligence*, 1997, 94(1): 167-215.

- [4] Jose M Vidal, Edm und H Durfee. Recursive agent modeling using limited rationality[A]. *Proc of the First Int Conf on Multiagent Systems[C]*. San Francisco: AAAI Press, 1995. 376-383.