

一种改进的免疫算法研究及其应用

胡 伟^{1,2}, 徐福缘¹

(1 上海理工大学 管理学院, 上海 200093; 2 绵阳师范学院 数学与计算机科学学院, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 针对传统免疫算法收敛速度慢、参数设置复杂和亲和力计算存在误差等缺点, 采用抗体间探测半径 R_{probe} 度量抗体浓度的策略, 提出一种改进的免疫算法, 该算法将抗原和抗体分别对应于解空间 X 和一个解 x_i , 把 X 分成 K_{opt} 个簇, 每个簇首 x_{opt} 以 R_{probe} 为半径的范围内向所有 x_i 发送消息来感知其周围抗体, 其抗体浓度计算方法可以实现实数非均匀变异, 可以提高算法的收敛速度和从局部最小中逃逸的能力。

关键词: 免疫算法; 遗传算法; 亲和力; 多峰值函数

中图分类号: TP314

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2011)12—0014—03

Improved Immune Algorithm Research and Its Application

HU Wei^{1,2}, XU Fu-yuan¹

(1 School of Business, University of Shanghai for Science & Technology, Shanghai 200093, China;

2 School of Mathematics and Computer Science, Mianyang Normal University, Mianyang 621000, China)

Abstract: In traditional immune algorithm slow convergence speed, parameter setting complex and affinity calculation error existing shortcomings, using antibody detection radius R_{probe} detect antibody concentration strategy, the article puts forward an improved immune algorithm, takes antigen and antibody respectively corresponding to the solution space X and a solution x_i , X be divided into K_{opt} cluster, each cluster head with a radius R_{probe} of indrawn all messages to perceive its surrounding antibody, the antibody concentration calculation method can achieve real non-symmetrical mutation and can improve the algorithm convergence speed and has the escaping ability from local minimum.

Key words: immune algorithm; genetic algorithm; affinity; multimodal function

1 引言

人工免疫系统是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法, 它受生物免疫系统启发, 通过学习外界物质的自然防御机理, 提供噪声忍耐、无教师学习、自组织、记忆等进化学习机理, 结合了分类器、神经网络和机器推理等系统的一些优点, 提供了新颖的解决问题的方法和途径^[1]。大多数的免疫算法被用于实现全局优化问题, 免疫算法最初的研究是采用等位长的二进制码串表示抗体和抗原, 而抗体与抗原之间的亲和力是通过异或运算获得的。Chun J. S 的研究进一步拓展了抗体和抗原的编码方式, 并提出

了采用信息熵计算抗体与抗原、抗体与抗体之间的亲和度的方法^[2-3]。国内外研究人员提出了很多免疫算法^[4-5]。由于基于生物免疫系统特性的应用探索还处于起步阶段, 因此免疫算法的设计也有许多有待改进之处。

2 一种改进的免疫算法

该算法把抗原对应待优化的目标函数, 而抗体对应目标函数的一个可行解, 并引入探测半径 R_{probe} 和簇首 x_{opt} 的概念。

2.1 亲和力

从免疫系统亲和力本身进行分析, 抗体是一个

解集的空间,亲和度是这个解集空间的一个最优目标函数值的度量,可以使用一个连续函数来代替要搜索的最优目标函数值.这样抗体与抗原的亲过程就是一个函数求解最优解的过程^[4].

连续函数寻找最优解可形式化为:数据对 (S, f) ,其中 $S \subset R^n$ 是 R^n 的有界集, $f: S \rightarrow R$ 是 n 维实值函数,所要求解的问题就是要找到一点,使得对于在有界集中的 x_i 都满足 $f(x_i) \leq f_{\min}$,其中 $f_{\min}$ 为目标函数 $f(x)$ 的最小值.

将抗原对应于待求解的问题 X ,抗体对应于问题的一个解 x_i ,亲和度对应于最优目标函数 $f(x_i)$,那么 n 个抗体构成一个非空免疫系统集合 X .根据抗体与抗原的亲和度表示形式,定义亲和度函数为

$$C(x_i) = \frac{1}{1 + D(f(x_i))} \quad (1)$$

设 $D(x) = kx + b$,其中 $k \in (0, 1)$ 且 $b \in (0, 1)$,那么

$$D(f(x_i)) = k \cdot f(x_i) + b \quad (2)$$

由式(1)和(2)可知,抗原与抗体之间的亲和度函数可表示为

$$C(x_i) = \frac{1}{k \cdot f(x_i) + b + 1} \quad (3)$$

2.2 改进的免疫算法浓度的定义

在免疫系统理论中, $Ag - Ab$ 表示法用于计算抗原与抗体相互之间作用(互补)程度的距离测量^[6].一个抗原和一个抗体之间的亲和力与它们之间的距离 d 有关系, d 越小说明抗体与抗原之间的亲和力越大,抗体捕获并杀死抗原的能力就越强.根据上述机理可将抗原和抗体分别对应于解空间 X 和一个解 x_i , $f(x)$ 为解的适应度函数. n 个抗体构成了一个非空免疫系统集合空间 X ,现将 X 分成 K_{opt} 个簇,选出 K_{opt} 个簇首 x_{opt} ,每个簇首 x_{opt} 以 R_{probe} 为半径的范围内向所有 x_i 发送消息来探测其周围抗体的浓度,其中 R_{probe} 为浓度的探测半径.

以 x_i 表示第 i 个节点, $\text{Dist}(x_i, x_j)$ 表示集合空间 X 任意两点之间的距离,当 $\text{Dist}(x_i, x_j)$ 小于 R_{probe} 时, x_i 与 x_j 就为相邻抗体.当某个抗体的邻居点很多时,就表示以该抗体为圆心, R_{probe} 为半径的圆形区域平均分布的抗体比较多,单位区域的浓度比较高.在探求抗体浓度的阶段中,各抗体节点向以自己为圆心, R_{probe} 为半径向周围节点发送消息,从而可以累计抗体的个数来计算浓度.其中,集合空间 X 任意两点之间的距离 $\text{Dist}(x_i, x_j)$ 可表示如下:

$$\text{Dist}(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{i=1, i \neq j}^N (x_i - x_j)^2} \quad (4)$$

判定两抗体之间是否相似,若相似则 x_{i-j} 为1,若不相似则 x_{i-j} 为0,即:

$$x_{i-j} = \begin{cases} 1, & \text{当 } \text{Dist}(x_i, x_j) \leq R_{\text{probe}} \\ 0, & \text{当 } \text{Dist}(x_i, x_j) > R_{\text{probe}} \end{cases} \quad (5)$$

所以抗体 x_i 的浓度可定义为

$$L(x_i) = \frac{\sum_{i=1, i \neq j}^N x_{i-j}}{\sum_{i=1}^N \sum_{i=1, i \neq j}^N x_{i-j}} \quad (6)$$

以上方法可以保证抗体在解空间的多样性,而不至于使解收敛到某一区域,这有利于算法快速求解最优解集,同时也可以满足求解多峰值函数的需要.这种求解抗体浓度方法,避免了用信息熵计算浓度存在误差的问题.

2.3 抗体的克隆率

免疫系统中抗体的克隆是基于亲和度和浓度的.亲和度高的抗体将获得高的克隆率,同时为了保持抗体的多样性,抗体的克隆是与浓度成反比例的^[7].根据式(3)和式(6),得出抗体的克隆率为

$$E(x_i) = \frac{C(x_i)}{L(x_i)} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{i=1, i \neq j}^N x_{i-j}}{(k \cdot f(x_i) + b + 1)k \cdot \sum_{i=1, i \neq j}^N x_{i-j}} \quad (7)$$

式中, $C(x_i)$ 为抗体与抗原之间的亲和度; $L(x_i)$ 为抗体在抗体空间的浓度值.抗体克隆后要进行变异操作.

2.4 抗体变异

考虑按位选择与变异处理单元数量太多,可选择实数交叉与非均匀变异法.

计算第 j 个抗原 ag_j 对网络中 B 细胞(或抗体)的刺激度 $sl(ab_i, ag_j)$,设 C_{ij} 为 B 细胞(或抗体) ab_i 产生的克隆,则每一克隆 $c_k \in C_{ij}$ 服从如下变异:

$$c_k = c_k + a \cdot (c_k - ag_j) \quad (8)$$

式中, $a \in (0, 1)$ 为一单位随机数.在抗体经过克隆和变异后,克隆的抗体种群 A_k 和变异产生的抗体种群 B_k 就构成了抗体种群 C_k .记忆细胞生成就是从种群 C_k 中选出一定数量亲和度高的抗体更新记忆细胞库中的抗体,使得记忆细胞库一直保持固定数目为 M 的最高亲和度抗体.

2.5 算法流程图

亲和度成熟是根据设定的条件判断抗体是否达到最优,如果达到则结束寻优过程,否则从种群 C_k 选择出抗体进行下一次操作.新的种群选择方法可

以用比例保留法,也就是若初始抗体集合中抗体总数为 $(M+N)$,那么先计算每个个体的期望值,然后按其大小进行排序,按赌轮选择方法从种群 C_k 选取 N 个个体,与记忆细胞库中的 M 个个体一起构成 $(M+N)$ 个新抗体集合开始下一代的操作. 算法流程图如图 1 所示.

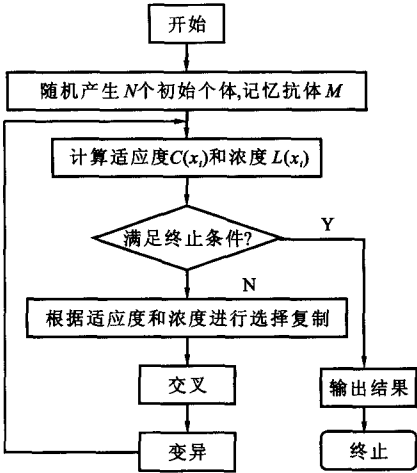


图 1 算法流程图

3 实验仿真

用本文改进的免疫算法优化多峰值 schaffer 函数,并与标准遗传算法(GA)、基于信息熵的传统人工免疫算法的优化结果比较. schaffer 函数如下所示:

$$f_2(x,y) = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x^2 + y^2} - 0.5}{[1 + 0.001 \times (x^2 + y^2)]^2}$$

此函数有无穷个局部极大点,其中只有一个(0, 0)为全局最大点,最大值为 1. 在函数的极值峰周围有两圈脊,取值分别为 0.962 776 和 0.990 284,在算法寻优搜索过程中,很容易停滞在这些局部极大点,陷入未成熟收敛. 取自变量的取值范围为 $-4 \leq x \leq 4, -4 \leq y \leq 4$,种群规模为 50,改进的免疫算法直接采用实数编码,遗传算法和基于信息熵的免疫算法的染色体编码是 12 位长的二进制串,交叉概率 $p_c = 0.9$,变异概率 $P_m = 0.05$. 实验结果参见表 1.

从表 1 可以看出,本文提出的改进的免疫算法和基于信息熵免疫算法的成功率都达到了 100%,但本文所提出的算法的收敛速度要快于传统的方法,而遗传算法的成功率不到 50%. 遗传算法在寻优搜索过程中,往往会停滞在局部极大点附近,本文所提出的改进的免疫算法和基于信息熵免疫算法的收敛速度都快于遗传算法,所提出的免疫算法其总

体性能要优于传统的算法.

表 1 测试结果比较

指标 算法	最优解	次优解	收敛 次数	未收敛 次数	收敛 代数	收敛 时间/s
遗传算法	0.999 6	0.990 2	21	29	121.06	36.51
基于信息熵免疫算法	0.999 3	0.990 2	50	0	48.12	27.28
改进的免疫算法	1	/	50	0	23.04	19.47

4 结束语

本文采用抗体间探测半径 R_{probe} 度量抗体浓度的策略,提出一种改进的免疫算法,该算法抗体浓度计算方法可以实现实数非均匀变异,可以提高算法的收敛速度和从局部最小中逃逸的能力. 仿真实验表明,本文提出的改进的免疫算法具有计算简单,可对解群的分布进行自适应调整的特性,较好地解决了遗传算法未成熟和传统免疫算法收敛速度慢的问题.

参考文献:

[1] 丁永生,任立红. 人工免疫系统:理论与应用[J]. 模式识别与人工智能,2000,13(1):52-59.
[2] Chun J S, Kim M K, Jung H K, et al. Shape optimization of electromagnetic devices using immune algorithm[J]. IEEE Trans Magnetics, 1997, 33(2):1876-1879.
[3] 刘韬. 人工免疫系统及其数据挖掘应用研究[M]. 江苏:中国矿业大学出版社,2010:94-121.
[4] Liu T, Wang Y C, Wang Z J, et al. The distance concentration artificial immune algorithm[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2005, 15(2):81-85.
[5] 王琼,任伟建. 基于免疫算法的优化问题[J]. 东北林业大学学报,2008,38(8):92-94.
[6] Chun J S, Jung K K, Han S Y. A study on comparison of optimization performances between immune algorithm and other heuristic algorithms[J]. IEEE transactions on magnetics, 1998, 34(50):2972-2975.
[7] 吕刚,陈小平. 免疫算法抗体浓度调节定义的改进[J]. 数据采集与处理,2003(1):44-48.

作者简介:

胡伟男, (1979-), 博士研究生. 研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、超网.
徐福缘男, (1948-), 教授, 博士生导师. 研究方向为系统工程、企业供需网及其管理、超网等.