

文章编号: 1001-0920(2006)02-0205-05

混沌免疫优化组合算法

王孙安, 郭子龙

(西安交通大学 机械工程学院, 西安 710049)

摘 要: 利用混沌迭代的遍历性和内在随机性, 提出一种混沌免疫优化组合算法。该算法综合了免疫进化算法和混沌优化算法各自的空间搜索优势, 将混沌变量加载于免疫算法的变量群体, 利用混沌搜索的特点对记忆库群体进行微小扰动, 并逐步调整扰动幅度。实验结果表明, 该算法能明显改善免疫进化算法的收敛性能, 搜索效率也得到了显著提高。

关键词: 免疫进化算法; 混沌搜索; 混沌免疫算法

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A

Novel Chaos Immune Optimization Combination Algorithm

WANG Sun-an, GUO Zi-long

(School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China. Correspondent: GUO Zi-long, Email: guo-zi-long@sohu.com)

Abstract: Making use of the ergodicity and internal randomness of chaos iteration, a novel chaos immune algorithm (CIA) is presented to improve the convergence performance of the immune evolutionary algorithm. The presented algorithm integrates advantages of the immune evolutionary algorithm (IEA) and chaos optimization algorithm (COA). Chaos variables are loaded into the variable colony of immune algorithm in the immune evolutionary algorithm, and tiny disturbance is added to the memory colony and the disturbance amplitude is gradually adjusted by virtue of the characteristic of chaos search. The experimental results indicate that the algorithm can remarkably improve the convergence performance and search efficiency of the immune evolutionary algorithm.

Key words: Immune evolutionary algorithm; Chaos search; Chaos immune algorithm

1 引 言

免疫进化算法是借鉴生命科学中免疫概念和理论而发展起来的一种新兴算法。该算法具有抗原自动辨识、特征抽取、抗体多样化、分布式检测、学习和记忆、自我规划等特征, 是智能计算应用中具有巨大潜力的并行分布式自适应系统^[1]。在已有的多种免疫算法中, 多数是对遗传算法的改进形式, 或者形式上是免疫算法, 收敛特性较差^[2]。尽管免疫进化算法能迅速将问题的解限制在一个较小区间内, 但在小区间内搜索到满意解的效率还不能令人满意。

混沌优化算法是一种新型搜索算法, 其思想是把待求问题的变量从解空间变换到混沌空间, 然后

利用混沌变量具有随机性、规律性和遍历性的特点进行搜索求解。混沌优化方法虽然具有对初值敏感、易跳出局部极小点、搜索速度快、全局渐近收敛等一系列优点, 但当搜索空间大时其效果并不显著^[3]。

许多文献将混沌优化算法与其他优化算法结合起来, 以充分发挥各自的优势。You 等^[4]将混沌优化算法与遗传算法相结合, 并应用于神经网络问题; Zou 等^[5]将混沌优化算法与模糊神经网络方法相结合, 用于解决控制器参数的在线优化问题; 王子才等^[6]提出一种基于混沌变量的模拟退化算法。然而, 这些算法大多仅利用混沌序列的随机性来产生个体, 并没有将这两类算法的空间搜索优势有效地结

收稿日期: 2004-12-10; 修回日期: 2005-05-09

基金项目: 陕西省自然科学基金项目(2001X17); 陕西省机械制造装备重点实验室项目(03JF06)。

作者简介: 王孙安(1957—), 男, 浙江平阳人, 教授, 从事智能控制、信息处理等研究; 郭子龙(1977—), 男, 山东郓城人, 博士生, 从事计算机智能监控等研究。

合起来. 考虑到免疫进化算法的搜索效率较高, 而混沌序列可用于模拟免疫细胞的增殖方式^[7], 本文在结合混沌优化算法和免疫进化算法各自特点的基础上, 提出一种混沌免疫算法. 实验结果表明, 该算法不仅能更好地保持种群的多样性, 而且收敛速度快, 搜索能力强.

2 免疫进化算法与混沌优化算法

免疫进化算法是抽取生物机体免疫系统的某些特点, 并结合工程应用而产生的一种计算模型. 它可应用于模式识别、故障检测以及其他一些领域, 如优化问题等. 免疫进化算法的灵感来源于自然免疫系统, 可用来解决进化算法中的组合问题. 它具有强大的信息处理能力, 已成为智能计算中的研究热点. 免疫进化算法的一般计算步骤参见文献[8].

混沌是非线性系统所独有且广泛存在的一种非周期运动形式. 它貌似随机性, 但可由确定性的方式产生. 混沌相对于一些不动点、周期点的特定形式, 是一种未定形的交融于特定形式间的无序状态. 它有着精致的内在结构, 是一种奇异吸引子, 能把系统的运动吸引并束缚在特定的范围内. 混沌优化的具体过程参见文献[9].

3 混沌免疫算法原理

不失一般性, 考虑如下优化问题:

$$\max f(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

$$\text{s.t. } a_i \leq x_i \leq b_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

其中: $[a_i, b_i]$ 为 x_i 的变化区间, n 为待优化的变量个数. 式(1)是变量的优化函数, 式(2)是约束条件.

3.1 混沌映射和混沌扰动方式的确定

考虑到 Logistic 方程较其他产生混沌变量的混沌迭代方程使用方便、计算量小, 本文采用下式来产生混沌序列:

$$z_{k+1} = \eta_k(1 - z_k). \quad (3)$$

其中: z 是混沌变量, $0 \leq z_k \leq 1$; k 是混沌迭代次数, $k = 1, 2, \dots$; η 是控制参数, 可以证明, $\eta = 4$ 时系统完全处于混沌状态, 其混沌空间为 $(0, 1)$, 不动点为 $0.25, 0.5, 0.75$.

对于随机扰动的确定, 参照文献[6]的作法, 令

$$\beta_k^i = (1 - \alpha)\beta^i + \alpha\beta_k^i. \quad (4)$$

其中: β^i 为当前最优值 $(x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*)$ 映射到 $[0, 1]$ 区间后形成的向量, 称为最优混沌向量; β_k^i 为迭代 k 次后的混沌向量; β_k^i 为施加随机扰动后的混沌向量; $0 < \alpha < 1$, α 可以自适应变化. 搜索初期希望变量变化较大, α 值应较大; 随着搜索的进行变量逐渐接近最优值, α 应逐渐减小. 本文算法按下式确定:

$$\alpha = 1 - \left| \frac{k-1}{k} \right|^p. \quad (5)$$

其中: p 为整数, 根据目标函数而定 (本文取为 2); k 为迭代次数 (本文取为进化代数).

3.2 混沌免疫算法

混沌免疫算法的主要步骤如下:

步骤 1: 设定遗传种群大小 n , 记忆库种群大小 l , 免疫选择阈值 T_i , 交叉率 P_c , 变异率 P_m , 终止条件 S_e .

步骤 2: 随机产生记忆库中 l 个个体和遗传种群的 n 个随机解, 并由它们共同组成初始种群 $P^{(0)}$, $t = 0$.

步骤 3: 计算每个个体的期望繁殖率:

1) 计算各抗体间的相似度

$$S_{gh} = \frac{1}{H(g, h)}, \quad (6)$$

其中 $H(g, h)$ 为抗体 x_g 和 x_h 的信息熵^[8];

2) 计算抗原与各抗体的亲和力

$$A_g = f(x_g); \quad (7)$$

3) 计算各抗体在种群中的比率

$$R_g = \frac{1}{n+m} \sum_{h=1}^{n+m} Q_{gh}, \quad (8)$$

其中

$$Q_{gh} = \begin{cases} 1, & S_{gh} > T_i; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

4) 计算抗体的期望繁殖率

$$e_g = A_g / R_g. \quad (10)$$

步骤 4: 产生新一代种群 $P^{(t)}, t = t + 1$. 按照期望繁殖率 e 的大小, 将各个体降序排列. 取前 n 个个体的构成遗传种群, 前 l 个个体的构成记忆库种群.

步骤 5: 对记忆库种群进行混沌优化:

1) 选择进行混沌优化的个体 k_l , k_l 取记忆库种群 l 适应度较小的 90% 的个体数;

2) 将解空间映射到混沌空间: 对选出的每个个体进行反编码, 从二进制域变换到原问题域, 得到基因显型 x_i , 再将 x_i 映射到混沌空间

$$z_i = \frac{x_i - a_i}{b_i - a_i}, \quad (11)$$

3) 按式(3)对 z_i 进行混沌迭代, 若出现较好值, 则代替 z_i ;

4) 将混沌空间映射到解空间: 对混沌变量 z_i 进行逆映射, 变换到原问题域

$$x_i = a_i + (b_i - a_i)z_i; \quad (12)$$

5) 混沌扰动操作: 计算种群中各个体的适应度并降序排列, 为了提高计算速度, 对种群中适应度较小的 90% 的个体, 按式(4)加一混沌扰动.

步骤 6: 判断是否满足结束条件: 如果满足, 则

结束算法; 如果不满足, 则执行步骤 7.

步骤 7: 生成新的解群体: 对遗传种群进行选择、交叉、变异操作, 生成新的 n 个解个体, 并与记忆库中 l 个个体共同组成新的解群体

步骤 8: 执行步骤 3

4 算法收敛性分析

混沌免疫优化方法在局部搜索能力和搜索精度上优于免疫进化算法, 可以克服混沌优化方法在大范围内失效的缺点, 其收敛性也能得到保证

定理 1 混沌免疫优化方法以概率 1 收敛于全局最优解

证明 设 $Z^t = \max\{f(x^k), k = 1, 2, \dots, n\}$ 为一个随机变量序列, 该变量代表在进化代 t 时的最佳适应度; Z_1^t 为免疫进化算法在 t 代时的最佳适应度 (记忆库种群内一个个体的适应度); Z_2^t 为混沌免疫进化算法在 t 代时的最佳适应度 (记忆库种群内混沌优化后一个个体的适应度); Z 为全局最优解适应度. 显然, $Z_1^t \leq Z, Z_2^t \leq Z$.

由混沌免疫算法步骤 5, 可知 $Z_1^t \leq Z_2^t$, 故 $Z_1^t \leq Z_2^t \leq Z$. 由文献 [10] 及免疫进化算法的结构, 可知 Z_1^t 为收敛序列, 且 $\lim_{t \rightarrow \infty} P\{Z_1^t = Z\} = 1$. 根据收敛序列的夹逼定理, 可知 Z_2^t 为收敛序列, 且 $\lim_{t \rightarrow \infty} P\{Z_2^t = Z\} = 1$.

5 算例实验

应用本文提出的混沌免疫算法, 对以下 3 个经常用于测试优化算法有效性的测试函数^[11] 进行优化计算

$$F_1 = 100(x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2, \\ - 2.048 \leq x_i \leq 2.048; \\ F_2 = 4 + 4.5x_1 - 4x_2 + x_1^2 + \\ 2x_2^2 - 2x_1x_2 + x_1^4 - 2x_1^2x_2,$$

$$- 8 \leq x_i \leq 8; \\ F_3 = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}, \\ - 100 \leq x_i \leq 100$$

其中 $x_i \in R$. F_1 和 F_2 求全局极小值, F_3 求全局极大值

为了考察算法的性能, 本文将混沌免疫算法的结果与遗传算法、免疫进化算法和遗传混沌算法的结果进行比较. 在 CIEFCM 和 IEFCM 算法中, 种群大小为 40, 记忆库种群大小为 14, 免疫选择阈值为 0.85, 交叉概率为 0.85, 变异概率为 0.05. 遗传混沌算法种群大小为 40, 混沌操作种群大小为 5, 交叉概率为 0.85, 变异概率为 0.05. 考虑到算法的随机性, 各种算法均进行 20 次实验. 计算结果见表 1 和表 2, 其中 f 为个体的函数值, f_b 为函数的最优值.

在计算过程中发现, 遗传算法和免疫进化算法的收敛性能较差, 求得较满意值的困难较大, 故表 1 中各算法的终止条件比表 2 中宽松得多. 可以看出, 虽然免疫进化算法搜索效率比遗传算法高, 但比遗传混沌算法差得多. 这是因为遗传混沌算法结合了遗传算法与混沌算法各自搜索空间上的优势, 可以迅速跳出局部极小值, 大大弥补了遗传算法的不足之处.

从表 2 可以看出, 混沌免疫算法将免疫进化算法与混沌搜索算法各自搜索空间上的优势结合得更好, 搜索效率和收敛性能更高, 求得极值的平均时间比遗传混沌算法减少了许多.

6 算法几个关键参数的选择

本文提出的混沌免疫算法是一种随机的全局搜索算法. 从理论上讲, 它可迅速收敛于全局最优解. 但是对于不同的实际问题以及算法不同的实现

表 1 遗传算法与免疫进化算法结果比较

函数	遗传算法			免疫进化算法		
	终止条件	求得极值平均迭代次数	求得极值平均时间/s	终止条件	求得极值平均迭代次数	求得极值平均时间/s
F_1	$f - f_b < 1e-4$	15 438	4 042.836	$f - f_b < 1e-4$	3 619	1 118.282
F_2	$f - f_b < 5e-4$	21 148	2 124.832	$f - f_b < 5e-4$	8 178	1 937.530
F_3	$f - f_b < 1e-6$	2 475	429.880	$f - f_b < 1e-6$	449	179.820

表 2 遗传混沌算法与混沌免疫算法的结果比较

函数	遗传混沌算法			混沌免疫算法		
	终止条件	求得极值平均迭代次数	求得极值平均时间/s	终止条件	求得极值平均迭代次数	求得极值平均时间/s
F_1	$f - f_b < 1e-8$	87	33.437	$f - f_b < 1e-8$	14	5.477
F_2	$f - f_b < 5e-6$	102	72.017	$f - f_b < 5e-6$	22	15.664
F_3	$f - f_b < 1e-8$	98	58.501	$f - f_b < 1e-8$	16	7.728

形式,完全可能得到与理想效果相差甚远的结果。因此,研究影响混沌免疫算法实现形式的操作算子和算法参数,对于提高算法的效率具有重要意义。

6.1 交叉率的选择

交叉操作是算法的主要操作之一,它可使算法在不依赖于任何搜索空间外部知识的情况下,仅用适应度函数来指导和优化搜索方向。交叉率的选择是交叉操作的关键。

为研究交叉率对算法性能的影响,对于上述3个测试函数,在保持其他参数不变的情况下(其中免疫选择阈值为0.85,变异概率为0.05,总种群为40,记忆库种群为14,混沌操作种群为5),使交叉率在[0.7, 1]之间由小到大变化。不同的交叉率时重复实验20次,发现实验规律基本相同。 F_3 函数的部分实验结果如表3所示。

表3 交叉率选取实验

交叉率	搜索时间/s	搜索终止误差	搜索过程稳定性
0.70	8.980	1e-8	平缓
0.80	8.398	1e-8	较平缓
0.85	7.728	1e-8	平稳
0.90	8.530	1e-8	较振荡
0.95	8.777	1e-8	振荡

实验结果表明,交叉率的选择要适中,不能太大也不能太小:太小则交叉效果不明显,搜索时间较长;太大则搜索不稳定,易引起振荡。当交叉率取值在0.85附近时,算法既可迅速搜索到全局最优值,又能保证搜索过程的稳定性。

6.2 变异率的选择

变异操作的基本内容是变动群体中个体某些基因座上的基因值。变异操作在算法中非常重要,它既可使算法具有局部随机搜索能力,摆脱局部极小值,又可使算法保持群体多样性。变异率的选择是变异操作的关键。

对于上述3个测试函数,保持其他参数不变(其中免疫选择阈值为0.85,交叉概率为0.85,总种群为40,记忆库种群为14,混沌操作种群为5),使变异率在[0, 1]之间由小到大变化。不同变异率时重复实验20次,发现规律基本相同。 F_3 函数的部分实验结果如表4所示。

实验结果表明,当变异率取值在[0.02, 0.05]附近时,算法的搜索时间短,搜索过程平稳,效率较高。变异率取得太小,变异操作效果不明显,群体的多样性不能得到保证;变异率取得太大,很难保证搜索过程的稳定性,易产生振荡现象,致使搜索时间过长。

表4 变异率选取实验

变异率	搜索时间/s	搜索终止误差	搜索过程稳定性
0	10.848	1e-8	平缓
0.01	9.051	1e-8	较平缓
0.02	7.131	1e-8	平稳
0.03	7.336	1e-8	平稳
0.04	7.586	1e-8	平稳
0.05	7.728	1e-8	平稳
0.06	9.412	1e-8	平缓
0.1	9.870	1e-8	较振荡
0.15	12.382	1e-8	振荡

6.3 其他参数的选择

作者还对免疫选择阈值、算法各种群大小、混沌迭代次数等参数作了大量实验,限于篇幅,这里不再赘述。实验结果表明,当免疫选择阈值为0.85,总种群为40,记忆库种群为14,混沌操作种群为5时,混沌免疫算法的搜索效率较高。

7 结 语

免疫进化算法每代搜索得到的当前最优值必定收敛于当代的某个个体,而精确值存在于一个以其为中心的邻域内,这正好可以发挥混沌优化算法小空间搜索能力强的特点。本文提出的混沌免疫算法综合了免疫进化算法全局搜索能力强与混沌优化算法局部搜索能力强的优势,具有更好的搜索能力。计算结果表明,该算法可以显著提高计算效率,具有较大的实用价值。

参考文献(References)

- [1] Olfa Nasaroui, Fabio Gonzdez, Dipankar Dasgupta. The Fuzzy Artificial Immune System: Motivations, Basic Concepts and Application to Clustering and Web Profiling[J]. *Fuzzy System*, 2002, 1(2): 711-716.
- [2] 葛红,毛宗源. 免疫算法的改进[J]. *计算机工程与应用*, 2002, 14(1): 47-50.
(Ge H, Mao Z Y. Improvement for Immune Algorithm [J]. *Computer Engineering and Application*, 2002, 14(1): 47-50.)
- [3] 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*, 1997, 12(4): 613-615.
(Zhang T, Wang H W, Wang Z C. Mutative Scale Chaos Optimization Algorithm and Its Application [J]. *Control and Decision*, 1997, 12(4): 613-615.)
- [4] You Y, Sheng W X, Wang S A. Study of Chaos Genetic Algorithms and Its Application in Neural Networks [A]. *TEN CON '02 Proc [C]*. Bangkok, 2002, 1: 232-235.
- [5] Zou E, Li X F, Zhang T S. A Hybrid Algorithm about Chaos Search for FNN [A]. *ASIC 2003 Proc of 5th Int Conf [C]*. Beijing, 2003, 1: 49-53.

- [6] 王子才, 张彤, 王宏伟. 基于混沌变量的模拟退火优化方法[J]. *控制与决策*, 1999, 16(4): 382-384
(Wang Z C, Zhang T, Wang H W. Simulated Annealing Algorithm Based on Chaotic Variable [J]. *Control and Decision*, 1999, 16(4): 382-384)
- [7] 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
(Luo X P, Wei W. A New Optimization Method on Immunogenetics [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(1): 59-62)
- [8] 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*, 2002, 30(12): 15-18
(Ge H, Mao Z Y. Research on Parameters of Immune Algorithm [J]. *J of South China University of Technology*, 2002, 30(12): 15-18)
- [9] 姚俊峰, 梅焱, 彭小奇. 混沌遗传算法(CGA)的应用研究及其优化效率评价[J]. *自动化学报*, 2002, 28(6): 935-942
(Yao J F, Mei C, Peng X Q. The Application Research of the Chaos Genetic Algorithm (CGA) and Its Evaluation of Optimization Efficiency [J]. *Acta Automation Sinica*, 2002, 28(6): 935-942)
- [10] 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: 92-97.
(Chen G L, Wang X F, Zhuang Z Q, et al. *Genetic Algorithm and Its Application* [M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Publishing House, 1996: 92-97.)
- [11] 李亚东, 李少远. 一种新的遗传混沌优化组合方法[J]. *控制理论与应用*, 2002, 19(1): 143-145
(Li Y D, Li S Y. A New Genetic Chaos Optimization Combination Method [J]. *Control Theory and Applications*, 2002, 19(1): 143-145)

(上接第 204 页)

- [4] 龙承念, 代双凤, 关新平. 具有数据包丢失的网络控制系统的切换补偿策略研究[A]. *第 5 届全球智能控制与自动化大会论文集*[C]. 杭州, 2004: 1348-1351.
(Long C N, Dai S F, Guan X P. The Compensation Method of Networked Control System with Data-packet Dropout [A]. *Proc of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation* [C]. Hangzhou, 2004: 1348-1351.)
- [5] 樊卫华, 蔡骅, 陈庆伟, 等. 基于异步动态系统的网络控制系统建模[J]. *东南大学学报*, 2003, 33(2): 194-196
(Fan W H, Cai H, Chen Q W, et al. Networked Control Systems Modeling Using A synchronous Dynamical System [J]. *J of Southeast University*, 2003, 33(2): 194-196)
- [6] Hassibi A, Boyd S P, How J P. Control of A synchronous Dynamical System s with Rate Constraints on Events[A]. *Proc of the IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Phoenix, 1999: 1345-1351.
- [7] Rabello A, Bhaya A. Stability of A synchronous Dynamical System s with Rate Constraints and Applications [J]. *Control Theory Applications*, 2003, 150(5): 546-550
- [8] Soglo A B, Yang X. Compensation Method for Long Time Network-induced Delays in Control System s[A]. *Proc of the 6th IASTED Int Conf on Intelligent System s and Control* [C]. Honolulu, 2004: 221-226
- [9] Kevin F, Varadhan K. *The ns Manual: The VINT Project* [M]. Berkeley: USC/ISI and Xerox Park, 2003
- [10] Gahinet P, Nemirovski A, Laub A, et al. *MA TLAB LMI Control Toolbox* [M]. Natick: Math Works, 1995
- [11] Boyd S, Ghaoui L, Feron E, et al. *Linear Matrix Inequalities in System and Control Theory* [M]. Philadelphia: SIAM, 1994