

一类用于函数优化的基于混沌搜索的免疫算法

左兴权¹, 范玉顺²

(1. 北京邮电大学 信息工程学院, 北京 100876; 2. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘要: 将混沌优化算法与克隆选择算法相结合, 提出了一类基于混沌搜索的免疫算法. 首先利用解空间变换将优化变量表示为混沌变量, 并将混沌变量编码为抗体. 然后, 利用混沌变量的遍历性和随机性特点, 通过在高亲和力抗体的邻域内进行混沌搜索以实现局部寻优, 通过在整个解空间内的混沌搜索来避免陷入局部最优解. 数值仿真结果表明该算法具不易陷入局部最优、解的精度高和操作简单等优点.

关键词: 免疫算法; 人工免疫系统; 混沌优化; 优化计算

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Chaotic-search-based immune algorithm for function optimization

ZUO Xing-quan¹, FAN Yu-shun²

(1. Information Engineering School, Beijing University of Posts Telecommunications, Beijing 100876, China;
2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A chaotic-search-based immune algorithm(CSIA) is proposed by integrating chaos optimization algorithm and clonal selection algorithm. Firstly, optimization variables are expressed by chaotic variables through solution space transformation, and the chaotic variables are coded into an antibody. Secondly, by making use of the characteristics of ergodicity and randomness of chaotic variables, the local search is performed by chaotic search in the neighborhoods of high affinity antibodies, and the chaotic search is carried out in the whole solution space to avoid sticking at local optima. The results of numerical simulation show that the algorithm has advantages, such as avoiding local optima, high precision solution and simple operations.

Key words: immune algorithm; artificial immune system; chaos optimization; optimization computation

1 引言(Introduction)

生物免疫系统是一个并行的分布自适应系统, 其中蕴含着学习、优化和记忆等信息处理机理. 近年来, 发展基于免疫机理的智能优化策略成为人工免疫系统中一个重要研究方向, 出现了多种免疫优化算法. Chun等^[1]基于免疫网络理论提出了一种免疫算法, 通过改进遗传算法的选择机制以提高其全局寻优性能. De castro等^[2]提出了克隆选择算法(CLONALG), 算法利用抗体克隆和变异进行贪婪搜索, 通过加入新抗体以保持群体多样性. 张四海等^[3]和张著洪等^[4]分别提出了基于免疫识别和小生境技术的免疫算法. 免疫优化算法在工程实际中也得到了应用^[5].

自从Lorenz^[6]首次发现混沌吸引子, 混沌在数学领域和工程科学中获得广泛的关注与研究. 混沌行

为复杂且类似随机, 能够按其自身规律不重复地遍历一定范围内的所有状态, 对初值具有强烈敏感性. 混沌的遍历性和丰富动态性特点使混沌搜索比随机搜索更易跳出局部最优而找到全局最优解, 因而可被用于优化计算. Li Bing等^[7]提出了混沌优化算法(chaos optimization algorithm, COA), 该算法先用混沌在整个解空间的运动轨道来全局寻优, 当得到较优解后再以该解为初值在局部解空间进行混沌搜索.

本文将混沌优化算法与克隆选择算法相结合, 提出了一类基于混沌搜索的免疫算法(chaotic search based immune algorithm, CSIA). 算法首先为每个高亲和力抗体构造一个邻域, 然后利用混沌优化算法的混沌搜索机制, 在每个抗体的邻域内进行混沌搜索以实现局部寻优, 同时在整个解空间进行混沌搜

索以避免算法陷入局部最优解。

2 CSIA的提出(Proposal of CSIA)

在免疫系统中, 适应性免疫应答能够通过“学习”来识别以前从未遇到过的各种抗原。克隆选择原理表明这一学习机理是通过B细胞的累积选择和变异来实现的。基于这一原理, De castro^[2]提出了克隆选择算法。该算法首先选出一部分亲和力高的抗体, 然后通过抗体克隆和变异来进行贪婪搜索, 通过加入新抗体来进行全局搜索。

克隆选择算法是目前较流行的免疫算法之一, 它可有效解决组合优化和模式识别问题。然而, 当该算法用于连续参数优化问题时, 其贪婪搜索过程具有海明悬崖现象, 并且其全局寻优采用效率较低的随机搜索方式, 因而算法优化性能并不理想。海明悬崖现象的产生是由于算法采用贪婪搜索机制进行局部搜索, 而抗体却采用二进制编码, 由此导致算法在贪婪搜索过程中, 优秀抗体经微小变异后可能产生解空间中离该抗体很远的较差抗体, 因而降低了算法搜索效率。针对这一问题, 本文为每一个优秀抗体构造了一个邻域, 并采用更适合于邻域搜索的实数编码表示抗体, 通过对优秀抗体进行邻域搜索来实现贪婪搜索机制, 从而有效避免海明悬崖现象, 提高算法搜索效率。混沌现象在自然界中普遍存在, 研究表明免疫系统中也存在混沌现象^[8]。为此本文进一步将混沌搜索引入到算法中, 利用混沌变量在抗体邻域内进行邻域搜索, 通过混沌系统在整个解空间中的混沌运动进行全局寻优。

3 CSIA的描述(Description of CSIA)

CSIA用于优化以下连续参数优化问题:

$$(P) \begin{cases} \max f(X_1, \dots, X_r) \\ \text{s.t. } X_i \in [a_i, b_i], \quad i = 1, 2, \dots, r. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $[a_i, b_i] \subset \mathbb{R}$, f 是一个实值连续函数; r 为优化变量的数目。CSIA用抗体表示优化问题的可行解, 抗体亲和力表示可行解的评价值, 其计算步骤为: 首先由混沌系统产生初始群体, 选出其中一部分亲和力最高的抗体; 然后为每个选出的抗体构造一个邻域, 并在其邻域内进行混沌搜索; 接着利用混沌变量在全局内进行混沌搜索; 最后保留最高亲和力抗体并判断算法是否满足收敛条件。

3.1 产生初始群体(Generate initial population)

本文用式(2)所示的混沌系统的虫口模型来产生 r 个混沌变量:

$$z_i^{j+1} = \mu_i z_i^j (1 - z_i^j), \quad i = 1, 2, \dots, r. \quad (2)$$

其中: i 为混沌变量的序列号, 混沌吸引子 $\mu_i = 4$ 。混沌变量 z_i^{j+1} 具有随机性、遍历性和对初始条件极端

敏感性等特点^[7]。

令 $j = 0$, 分别给定 r 个混沌变量不同初始值, 利用式(2)产生 r 个混沌变量值 $z_i^1 (i = 1, 2, \dots, r)$ 。对这 r 个混沌变量值进行实数编码为一个抗体。令 $j = 1, 2, \dots, N-1$, 按上述方法产生另外 $N-1$ 个抗体。由这 N 个抗体组成初始群体。

3.2 解空间变换(Solution space transformation)

每个抗体包含 r 个混沌变量。混沌变量的变化区间为 $[0, 1]$, 可能与优化变量的定义域不同, 因此本文用式(3)将混沌变量的遍历空间映射为优化问题 (P) 的解空间, 从而可用 r 个混沌变量表示 r 个优化变量。

$$X_i = a_i + (b_i - a_i)x_i, \quad i = 1, 2, \dots, r. \quad (3)$$

其中: X_i 为第 i 个优化变量, x_i 为抗体的第 i 个混沌变量。将优化问题 (P) 中的 f 作为目标函数来计算抗体亲和力。

3.3 抗体邻域的构造(Construction of antibody neighborhood)

从群体中选出 n 个亲和力最高的抗体 ($n < N$), 并对这 n 个抗体按亲和力由大到小排序, 即 $Ab_1, \dots, Ab_n$ 。对这些抗体进行邻域搜索, 首先要构造其邻域, 第 k 个抗体 $Ab_k (1 \leq k \leq n)$ 的邻域构造如下:

$$N(Ab_k) = \{C \mid \|C - Ab_k\| \leq \alpha_k, C \in [0, 1]^r\}. \quad (4)$$

该邻域在解空间中是以 Ab_k 为中心, 以 α_k 为半径的球形区域, 其大小取决于 α_k :

$$\alpha_k = \exp\left(-\frac{\rho(n-k)}{n}\right). \quad (5)$$

其中 $\rho > 0$ 为控制邻域大小的控制参数。式(5)保证了抗体亲和力越高其邻域越小, 也就是说抗体越优秀其邻域搜索的步长越小, 搜索越精细。

3.4 抗体邻域内的混沌搜索(Chaotic search in antibody neighborhood)

对每个选出的抗体, 由式(4)(5)确定其邻域, 再用混沌变量在其邻域内进行混沌搜索。抗体亲和力越高, 在其邻域内的混沌迭代次数(产生新抗体的数目)越多, 即在其邻域内进行更精细的搜索。混沌迭代次数采用 CLONALG 抗体克隆数目的计算方法^[2]。

如果函数的优化变量较少, 可采用式(4)确定抗体邻域。但对于高维函数, 难以用式(4)确定抗体的球形邻域, 为此本文用超立方体来近似该球形邻域。设选出的第 k 个抗体 Ab_k 表示为向量 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_r)^T$, 则通过混沌变量在其邻域内的混沌运动而产生的新抗体 $\mathbf{x}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_r)^T$ 按下

式计算:

$$\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \alpha_k(2\mathbf{z}^{j+1} - 1). \quad (6)$$

其中: $\mathbf{z}^{j+1} = (z_1^{j+1}, z_2^{j+1}, \dots, z_r^{j+1})$ 为混沌向量, $z_i^{j+1} (i = 1, 2, \dots, r)$ 为第 i 个混沌变量经过 j 步迭代后的值. z_i^{j+1} 的遍历区间为 $[0, 1]$, 因此 $\mathbf{z}^{j+1}$ 的遍历空间为 $[0, 1]^r$. 由式(6)可知, $\mathbf{x}'$ 也为混沌向量, 其遍历空间为以 $\mathbf{x}$ 为中心, 以 $2\alpha_k$ 为边长的 r 维超立方体, 即 $\prod_{i=1}^r [x_i - \alpha_k, x_i + \alpha_k]$. 由式(6)产生的 $\mathbf{x}'$ 可能不在区间 $[0, 1]^r$ 内, 因此需对其作如下处理:

$$x'_i = \begin{cases} 0, & x'_i < 0, \\ x'_i, & 0 \leq x'_i \leq 1, \\ 1, & x'_i > 1. \end{cases} \quad (7)$$

当混沌向量 $\mathbf{z}^{j+1}$ 通过式(2)进行迭代而在其遍历空间运动时, 实现 $\mathbf{x}$ 邻域内的混沌搜索.

3.5 解空间内的混沌搜索(Chaotic search in solution space)

从新产生的抗体中选出 n 个亲和力最高的抗体, 将其中亲和力最低的 d 个抗体删除. 同时由式(2)的 r 个混沌变量进行迭代而产生 d 个新抗体加入群体, 在整个解空间进行混沌搜索.

4 CSIA的特点(Characteristics of CSIA)

CLONALG具有良好的学习能力, 其收敛速度较快但其全局搜索能力不强. COA采用具有丰富时空动态的混沌变量进行搜索, 因而具有良好的局部搜索能力, 并且在解空间不大的情况下全局搜索能力强, 但由于其为单点串行搜索, 而且在搜索过程中没有用到以前获得的经验信息, 因而其搜索效率较低. CSIA采用 CLONALG 的进化方式, 并与 COA 的混沌优化机制相结合, 在多个抗体的邻域内进行并行混沌搜索, 实现了 CLONALG 和 COA 的优势互补, 具有以下优点:

1) 借助于 CLONALG 的并行搜索机制, 将 COA 的单点串行混沌搜索拓展为多点并行混沌搜索, 提高了算法的优化效率.

2) 借助于 CLONALG 的学习能力, 使得混沌优化能够充分利用以前获得的经验信息, 这不但提高了其搜索效率, 而且避免了解空间较大时混沌搜索效率低的弱点.

3) 将 COA 的混沌优化机理引入到 CLONALG 的学习过程中, 借助混沌系统的丰富时空动态性和遍历性特点, 提高 CLONALG 的局部和全局搜索效率.

5 数值仿真(Numerical simulation)

为了验证 CSIA 的优化性能, 用其优化以下 5 个典型测试函数, 并与克隆选择算法^[2]、混沌优化算法^[7]、基本遗传算法(SGA)^[9]相比较.

1) Sphere函数:

$$F_1 = 10 - \sum_{i=1}^3 (x_i - 5)^2, \quad 1 \leq x_i \leq 10. \quad (8)$$

当 $x_i = 5$ 时有全局最大值 10.

2) Step函数:

$$F_2 = 30 + \sum_{i=1}^5 [x_i], \quad 1 \leq x_i \leq 10.1. \quad (9)$$

当 $x_i = 10$ 时有全局最大值 80.

3) Rosenbrock函数:

$$F_3 = 10 - \sum_{i=1}^5 [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]. \quad (10)$$

其中: $0 \leq x_i \leq 10$, 当 $x_i = 1$ 时有全局最大值 10.

4) Shekel's Foxholes函数:

$$F_4 = \frac{1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^2 (x_i - a_{ij})^6}, \quad |x_i| \leq 65.56. \quad (11)$$

当解接近 $(-32, 32)$ 时有全局最大值约为 1.002.

5) Sinc函数:

$$F_5 = \frac{\sin(\sum_{i=1}^4 |x_i - 5|)}{\sum_{i=1}^4 |x_i - 5|}, \quad 1 \leq x_i \leq 10. \quad (12)$$

当 $x_i = 5$ 时有全局最大值 1.

CSIA 优化上述函数, 其参数为: $N = 50$, $n = 20$, $d = 5$, 控制邻域大小的参数 ρ 根据具体函数按经验给定. 对于 CLONALG, 每个变量编码长度为 20, 其参数 $N = 50$, $n = 20$, 针对每个函数调整其他参数使算法性能最佳. SGA 的群体规模为 100, 每个变量编码长度为 20, 采用排序法选择、单点交叉和最优个体保留策略, 交叉率和变异率针对具体函数分别给定为 $[0.6, 0.8]$ 和 $[0.001, 0.02]$ 内某值, 使算法性能最佳. COA 有两个参数: 一次载波的常数 k 和二次载波的常数 α , 仿真中 k 取为 3000, 针对具体函数给定参数 α 以使算法性能最佳.

4 种算法均用 MATLAB 编程, 在 Pentium 1.5GHz PC 机上运行. 这 4 种算法均为随机优化算法, 为减小随机因素的影响, 分别用这 4 种算法对每个函数优化计算 20 次, 并计算优化每个函数的平均最优函数值进化曲线, 如图 1~5 所示.

由图可看出, COA 的全局搜索能力好于 CLONALG, 但其收敛速度较慢, 虽然在解空间较小的情况下, COA 的全局寻优能力强, 但在解空间很大情况下优化效果较差(例如函数 F_4). CLONALG 的收敛速度较快, 但在函数存在多极值情况

下,与SGA一样容易陷入局部最优解. CSIA结合了CLONALG和COA的优点,具有较强的全局搜索能力而不易陷入局部最优,并能快速收敛到全局最优解. 对于Sphere和Step函数, CSIA明显优于其他3种算法. 对于Rosebrock函数和Foxholes函数, CSIA与CLONALG的进化曲线形状相似,都有较快的收敛速度,但由于其采用混沌优化策略使得其比CLONALG具有更强的全局搜索能力而不易陷入局部最优. 对于Sinc函数, CSIA与COA的进化曲线形状相似,二者都避免陷入局部最优解,但因CSIA采用群体进化方式而比COA的收敛速度更快.

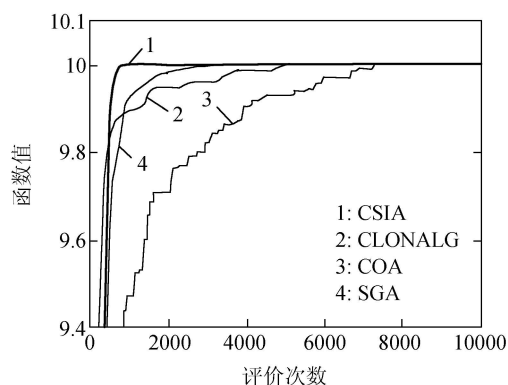


图1 Sphere函数的进化曲线
Fig. 1 Evolution curves of Sphere function

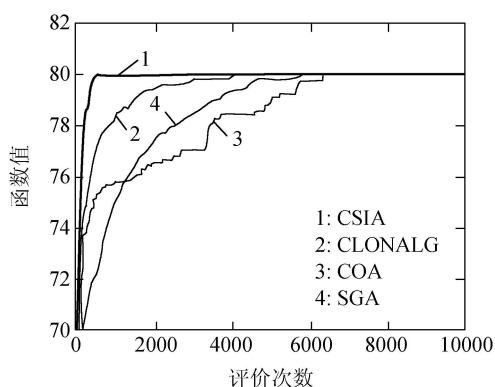


图2 Step函数的进化曲线
Fig. 2 Evolution curves of Step function

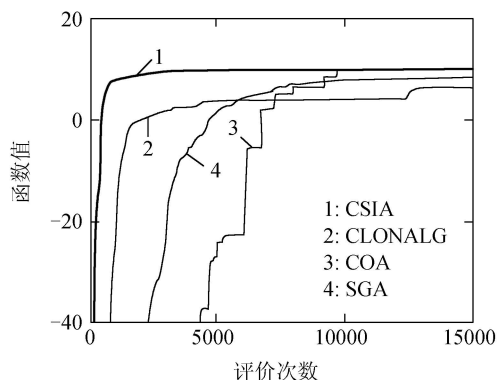


图3 Rosebrock函数的进化曲线
Fig. 3 Evolution curves of Rosebrock function

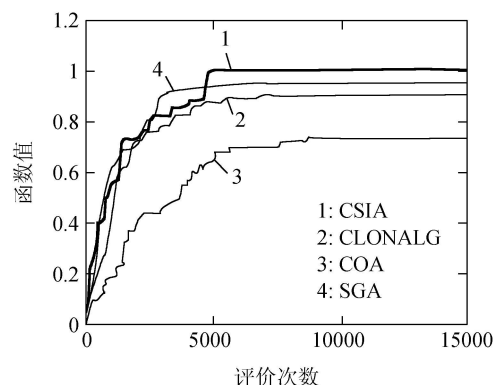


图4 Foxholes函数的进化曲线
Fig. 4 Evolution curves of Foxholes function

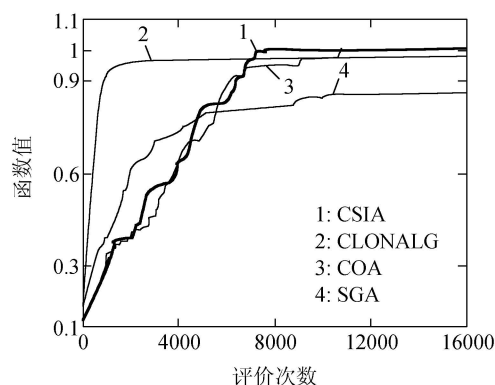


图5 Sinc函数的进化曲线
Fig. 5 Evolution curves of Sinc function

6 结论(Conclusion)

本文将混沌优化算法与克隆选择算法相结合,提出了一类基于混沌搜索的免疫算法. 该算法利用混沌优化算法的优化机制来提高克隆选择算法的局部和全局搜索能力,并借助克隆选择算法的学习能力和并行搜索机制来提高混沌优化算法的搜索效率. 数值仿真结果表明该算法综合了混沌优化算法和克隆选择算法二者的优点,具有不易陷入局部最优,收敛速度快等特点.

参考文献(References):

- [1] CHUN J S, KIM M K, JUNG H K. Shape optimization of electromagnetic devices using immune algorithm[J]. *IEEE Trans on Magnetics*, 1997, 33(2): 1876 – 1879.
- [2] de CASTRO L N, von ZUBEN F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239 – 251.
- [3] 张四海, 曹先彬, 王煦法. 基于免疫识别的免疫算法[J]. *电子学报*, 2002, 30(12): 1841 – 1844.
(ZHANG Sihai, CAO Xianbin, WANG Xufa. Immune algorithm based on immune recognition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(12): 1841 – 1844.)

- [2] 秦斌, 吴敏, 王欣, 等. 基于MAS的分布式集成智能控制系统开发与应用[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(7): 1405 – 1408.
(QIN Bin, WU min, WANG Xin, et al. Development and application of distribution integrated intelligent control system based on multi-agent system[J]. *Mini-micro System*, 2006, 27(7): 1405 – 1408.)
- [3] Juang Chia FENG. A TSK-type recurrent fuzzy network for dynamic systems processing by neural network and genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 2002, 10(2): 155 – 170.
- [4] LIN C T, LEE C S. Reinforcement structure/parameter learning for neural-network-based fuzzy logic control system[J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 1994, 2(1): 46 – 63.
- [5] ZHOU Changjiu. Robot learning with GA-based fuzzy reinforcement learning agents[J]. *Information Sciences*, 2002, 145(1-2): 45 – 68.
- [6] HERRERA F, LOZANO M. Adaptive genetic operators based on co-evolution with fuzzy behaviors[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2001, 5(2): 149 – 165.
- [7] SUTTON R S. Integrated architectures for learning, planning, and reacting based on approximating dynamic programming[C]// PORTER

B W, MOONEY R J. *Proc of the Seventh Int Conf on Machine Learning*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1990: 216 – 224.

作者简介:

秦斌 (1963—), 男, 教授, 博士, 主要从事复杂工业过程建模与智能控制, E-mail: qinbin99@163.com;

吴敏 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为鲁棒控制、非线性控制和过程控制, E-mail: min@mail.csu.edu.cn;

王欣 (1971—), 女, 副教授, 中南大学信息科学与工程学院博士生, 主要研究方向为复杂工业过程建模与智能控制、实时智能调度系统;

阳春华 (1965—), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能控制、实时优化调度.

(上接第960页)

- [4] 张著洪, 黄席樾. 一种新的免疫算法及其在多模态函数优化中的应用[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(1): 17 – 21.
(ZHANG Zhuhong, HUANG Xiyue. Novel immune algorithm and its application to multi-modal function optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2004, 21(1): 17 – 21.)
- [5] 李中华, 毛宗源, 郑日荣, 等. 基于人工免疫算法的电梯交通动态分区的优化[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2004, 32(10): 46 – 50.
(LI Zhonghua, MAO Zongyuan, ZHENG Rirong, et al. Optimization of the dynamic zoning for elevator traffic based on the artificial immune algorithm[J]. *J of South China University of Technology (Natural Science)*, 2004, 32(10): 46 – 50.)
- [6] LORENZ E N. Deterministic non-periodic flows[J]. *J of Atmospheric Science*, 1963, 20(3): 130 – 141.

- [7] LI B, JIANG W S. Optimizing complex functions by chaos search[J]. *Cybernetics and Systems*, 1998, 29(4): 409 – 419.
- [8] CANABARRO A A, GL'ERIA I M, LYRA M L. Periodic solutions and chaos in a non-linear model for the delayed cellular immune response[J]. *Physica A*, 2004, 342(1-2): 234 – 241.
- [9] GOLDBERG D E. *Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning*[M]. Reading, MA: Addison-Wisely, 1989.

作者简介:

左兴权 (1971—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为人工免疫系统、优化调度、智能控制等, E-mail: Zuoxq@tsinghua.edu.cn;

范玉顺 (1962—), 男, 江苏扬州人, 教授, 博士生导师, 研究方向为系统建模与优化、车间管理与控制等.