

文章编号:1001-9081(2010)07-1883-02

免疫粒子群算法的改进及应用

段富, 苏同芬

(太原理工大学 计算机科学与技术学院, 太原 030024)

(duanfu@tyut.edu.cn; sutongfen77@163.com)

摘要:在现有的免疫粒子群算法基础上,增加了交叉和高频变异操作,以保证种群进化的多样性,克服粒子群算法的早熟现象。本算法通过柯西变异提高算法的全局搜索能力;通过高斯变异提高算法的局部搜索能力。此外,为解决随机的、没有指导的交叉变异操作可能引起的退化现象,引入了疫苗提取和疫苗接种策略。仿真结果表明算法的收敛速度和精度都有明显提高。

关键词:人工免疫; 粒子群优化; 柯西变异; 高斯变异; 疫苗

中图分类号: TP181 **文献标志码:** A

Modified immune particle swarm optimization algorithm and its application

DUAN Fu, SU Tong-fen

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China)

Abstract: In this paper, a modified Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm with immunity was proposed. The intersection operation and high frequency mutation were introduced to keep the population's diversity and avoid early ripe of PSO. The algorithm's global searching ability was improved through Cauchy mutation, and local searching ability was improved by Gaussian mutation. In addition, the vaccine operation was introduced to solve the potential degradation caused by the probability distributed intersection and mutation. The simulation results show that the evolution speed and convergence precision of proposed algorithm are improved.

Key words: artificial immune; Particle Swarm Optimization (PSO); Cauchy mutation; Gaussian mutation; vaccine

0 引言

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种基于种群搜索策略的全局优化进化算法,它源于鸟群和鱼群群体觅食运动行为研究结果的启发。算法的原理是:每个粒子都有初始位置和速度,都是解空间中的可行解。系统首先初始化为一群随机粒子,然后粒子通过追随个体最优解和群体最优解来完成优化。算法收敛速度较快,涉及参数较少,实现简单,具有较强的全局优化能力。由于PSO是按照追随种群最优粒子的策略进行迭代更新的,所有粒子都向最优解的方向飞去,所以粒子趋向同一化,群体的多样性逐渐丧失,致使后期算法的收敛速度明显变慢,甚至处于停滞状态,出现早熟现象。

人工免疫算法(Artificial Immune Algorithm, AIA)是近几年才提出的一种模拟生物免疫系统的随机优化方法。在构造人工免疫系统时,首先要构造人工抗原和抗体,为使人工免疫系统具有与生物免疫系统类似的自我调节机制,可以用亲和力和来描述抗体和抗原之间、两种抗体之间的相似程度。在用AIA求解优化问题时,满足约束条件的最优解即是抗原,候选解即是抗体。抗体与抗原之间的亲和力反映了候选解与最优解的接近程度;抗体与抗体之间的亲和力反映了不同候选解之间的异同,即反映了抗体的多样性。

现有的免疫粒子群算法将免疫信息处理机制引入到粒子群算法中,通过免疫进化和选择,保证粒子群的多样性,克服粒子群算法的早熟现象。另一方面,粒子群算法使得抗体进化具有一定的方向性,从而在较少的代数内其解群就能够朝

着最优解的方向收敛。

本文在现有的免疫粒子群算法的基础上增加了交叉和高频变异操作,提出了改进的免疫粒子群算法,以保证种群进化的多样性,克服粒子群算法的早熟现象。通过柯西变异提高算法的全局搜索能力,通过高斯变异提高算法的局部搜索能力。此外,引入疫苗提取和疫苗接种策略,可以解决随机的、没有指导的交叉变异操作可能引起的退化现象。

1 免疫粒子群优化算法

1.1 抗体生存期望值的计算

抗体的编码方式有二进制和实数编码两种,由于实值编码方式能够使问题空间的表述更简洁,并且能够提高算法的运行速度,所以采用实数编码方式对抗体进行编码^[3]。

抗原对应着待优化的目标函数及约束条件,抗体对应着目标函数在约束条件下的可行解。

为了实现抗体的多样性和避免未成熟收敛,采用抗体生存期望值对抗体浓度进行促进和抑制。抗体和抗原的亲和力和越大,抗体生存期望值越大,抗体浓度越大,抗体的生存期望值越小。

其中抗体与抗原间的亲和力和计算,要视所解决的问题而定,其选择原则是解越好其对应的亲和力和值越大。抗体与抗体间的亲和力和,可以根据欧几里得距离来计算。抗体间的欧几里得距离越短说明它们越相似,其亲和力和也就越大。抗体的浓度与该抗体和其他抗体间的亲和力和有关。可以定义抗体相似系数 η ,抗体间的亲和力和与最大抗体亲和力之比超过 η 时,就认为这两个抗体是相似的,否则认为是不相似的。与

收稿日期:2010-01-10;修回日期:2010-03-01。 基金项目:山西省科技攻关项目(2007031129)。

作者简介:段富(1958-),男,山西太原人,教授,博士,主要研究方向:软件开发环境与工具、软件理论与算法; 苏同芬(1985-),女,山东临沂人,硕士,主要研究方向:免疫粒子群算法。

该抗体相似的抗体数越多,则该抗体的亲和力也就越大。

1.2 交叉变异操作

1.2.1 交叉操作

交叉操作是遗传算法的主要操作,一些文献提出的免疫规划中没有引入交叉操作。但实验发现有交叉算子的算法找到最优解的代数明显小于无交叉算子的算法,而且进化过程相对比较稳定,因此本文仍采用交叉操作。

交叉概率的选择对算法的性能有明显的影。交叉概率过大,具有高亲和力的个体结构可能会破坏;如果交叉概率过小,会使搜索过程缓慢。可以考虑对于亲和度高于平均亲和度的个体采用较低的交叉概率,以保护最优个体;而个体的亲和度低于平均亲和度则采用较高的交叉概率,以淘汰该个体。

1.2.2 变异操作

变异算子可以增加新的搜索空间,改善算法搜索能力,维持群体多样性的作用。同样,变异率也不能太小或太大。太小变异操作不明显,群体的多样性不能保证,因而不能搜索到全部峰值;太大则群体的稳定性很差,搜索过程中难以长时间稳定地收敛。本文用到的变异包括高斯变异和柯西变异。

柯西变异能以较大的概率产生大的变异值,从而可以在大的空间上搜索最优解,并提高算法的全局搜索能力和摆脱局部极值的能力。对适应度值较低的个体可以执行大步长的柯西变异。

当搜索接近全局最优解时,柯西变异过大的步长很容易跳出好的区域而产生较差的子代,此时可以采用高斯变异。高斯变异能以较大的概率产生小的变异值,因而在小范围内有很好的搜索能力。通过步长不断地自适应调整,使算法逐渐逼近全局最优解。对优良个体可以执行小步长的高斯变异,使个体与全局最优解间的距离达到足够小,达到比较好的精度。

设父代为 (x_i, σ_i) , 子代为 (x_i', σ_i') , 柯西变异公式为:

$$x_i'(j) = x_i(j) + \sigma_i'(j) \cdot C_j(0,1) \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \sigma_i'(j) = \sigma_0(j) \cdot e^{\lambda \frac{\text{aff}_{x_i} - \text{aff}_{\text{avg}}}{\text{aff}_{\text{max}} - \text{aff}_{\text{min}}}}; \sigma_0 = \xi_1 \cdot L$$

其中: $i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n; m$ 为种群中抗体的数量; n 为目标解的维数; $C(0,1)$ 为服从柯西分布的 n 维随机变量; 求极大值问题时取 $\lambda = -1$, 求极小值问题时取 $\lambda = 1$; aff_{x_i} 为抗体 x_i 的亲和度, aff_{max} 为当代种群的最大亲和度, aff_{min} 为当代种群的最小亲和度, aff_{avg} 为当代种群的平均亲和度; L 为目标解区间的长度; ξ_1 为修正步长,本实验取的是 0.015。

高斯变异公式为:

$$x_i'(j) = x_i(j) + \sigma_i'(j) \cdot N_j(0,1) \quad (2)$$

$$\text{s.t. } \sigma_i'(j) = \sigma_0(j) \cdot e^{-\frac{\mu \cdot k + \sqrt{\mu \cdot k}}{2}}; \sigma_0 = \xi_2 \cdot L$$

其中: $N(0,1)$ 为服从标准正态分布的 n 维随机变量; μ 为比例系数, $0 < \mu \leq 0.1$ 控制步长在小的范围内; k 为迭代次数; L 为目标解区间的长度; ξ_2 为修正步长,本实验取的是 0.02。

1.3 疫苗操作

由于交叉和变异算子是在一定的概率分布条件下,对个体进行修正。因此,它在为群体提供进化机会的同时,也不可避免地产生了退化的可能。为解决这个问题,本文采用疫苗提取和接种策略,可以有效利用实际问题的一些基本的、显而易见的特征信息或知识,从而避免在完全随机的寻优算法中出现的退化现象。疫苗的提取过程是:对当前最优的两个抗体进行相交操作,所得的公共部分即为疫苗。每个疫苗是一个部分解。文献[13]指出,这种部分解为全局最优解的概率为 80% 左右。

1.4 粒子群更新

对粒子群的更新操作包括对粒子位置和速度的更新。

速度更新公式为:

$$V_{id}' = V_{id} \oplus \alpha(P_{id} - X_{id}) \oplus \beta(P_{gd} - X_{id}) \quad (3)$$

其中: $\alpha, \beta (\alpha, \beta \in [0,1])$ 为学习因子; X_{id} 为抗体 X_i 的当前位置; P_{id} 为抗体 X_i 的当前最优位置; P_{gd} 为当前种群的最优位置。 α 的值越大, P_{id} 对速度的影响就越大;同理, β 的值越大, P_{gd} 对速度的影响也就越大。

粒子位置更新公式为:

$$X_{id}' = X_{id} \oplus V_{id}' \quad (4)$$

2 算法描述

步骤 1 初始化参数,确定学习因子 α, β , 抗体相似系数 η , 迭代最大次数 g_{max} 和种群大小 N , 交叉率, 变异率和疫苗接种概率, 精度要求, 待问题的维数, 区间长度。

步骤 2 随机产生抗体(粒子)群 G_N , 初始化粒子群的位置和速度。

步骤 3 当迭代次数 $< g_{\text{max}}$ 且未满足精度要求时, 执行以下操作:

- 1) 对种群进行评价, 计算种群中的抗体的生存期望值;
- 2) 选择生存期最高的 2 个抗体, 作交叉操作, 得到疫苗 v 并作处理后, 加入到疫苗集合 V 中;
- 3) 根据式(1)、(2)对抗体种群作交叉和高频变异操作;
- 4) 将疫苗集合 V 中的疫苗注射到抗体种群中;
- 5) 根据抗体的期望生存值更新粒子(抗体)群的全局极值, 并根据式(3)、(4)更新粒子的速度和当前位置。

步骤 4 输出粒子(抗体)群的全局极值。

3 测试函数及实验结果

本文使用峰值函数来测试改进的算法的有效性。采用 Matlab 7 对以下函数进行测试:

1) Sphere 函数:

$$\sum_{i=1}^n x_i^2; x \in [-100, 100]$$

单峰函数, 其最小值为 0。

2) Rastrigrin 函数:

$$\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos 2\pi x_i + 10]; x \in [-5.12, 5.12]$$

峰值较多的多峰函数, 其最小值为 0。

3) Ackley 函数:

$$-20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i\right) + 20 + e; x \in [-32, 32]$$

峰值较多的多峰函数, 其最小值为 0。

4) Griewank 函数:

$$\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1; x \in [-600, 600]$$

峰值较多的多峰函数, 其最小值为 0。

5) Shekel 函数:

$$-\sum_{j=1}^{10} \left[\sum_{i=1}^4 (x_i - C_{ij})^2 + \beta_j \right]^{-1}; x \in [0, 10]$$

峰值较少的多峰函数, 其最小值为 -10.5364。其中:

$$\beta = \frac{1}{10} [1, 2, 2, 4, 4, 6, 3, 7, 5, 5]$$

$$C = \begin{bmatrix} 4.0 & 1.0 & 8.0 & 6.0 & 3.0 & 2.0 & 5.0 & 8.0 & 6.0 & 7.0 \\ 4.0 & 1.0 & 8.0 & 6.0 & 7.0 & 9.0 & 5.0 & 1.0 & 2.0 & 3.6 \\ 4.0 & 1.0 & 8.0 & 6.0 & 3.0 & 2.0 & 3.0 & 6.0 & 8.0 & 7.0 \\ 4.0 & 1.0 & 8.0 & 6.0 & 7.0 & 9.0 & 3.0 & 1.0 & 2.0 & 3.6 \end{bmatrix}$$

因篇幅限制, 本文只取 Griewank 函数的函数图进行对

(下转第 1888 页)

5 结语

针对有约束条件的多目标优化问题,本文提出了一种求解约束多目标问题的多目标粒子群算法,利用不可行度选择操作和约束主导原理处理约束条件并指导进化过程中精英种群的选择操作。利用控制激素群对释放激素群进行分类,得到类全局最好位置,并应用于类中个体的位置和速度更新,通过与非支配排序、精英保留等技术的结合,使得算法具有很强的寻优能力,又能有效保持解集的多样性。因而使得 MOEPSO 算法比 NSGA-II 算法和 MOPSO-CD 算法有更好的分布性与收敛性,适合于复杂多目标优化问题的求解。

参考文献:

- [1] DEB K. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms [M]. Chichester, UK: John Wiley and Sons, 2001.
- [2] 王勇,蔡自兴,周育人,等. 约束优化进化算法[J]. 软件学报, 2009, 20(1): 11-30.
- [3] 郑向伟,刘弘. 多目标进化算法研究进展[J]. 计算机科学, 2007, 34(7): 187-192.
- [4] RICHER R C, LENOIR K C, HAFTKA R T. A segregated genetic algorithm for constrained structural optimization[C]// Proceedings of the 6th International Conference on Genetic Algorithms. San Francisco: Morgan Kaufman Publishers, 1995: 558-565.
- [5] HUANG F, WANG L, HE Q. An effective co-evolutionary differential evolution for constrained optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 186(1): 340-356.
- [6] RASHEED K. An adaptive penalty approach for constrained genetic algorithm optimization[C]// Proceedings of the 3rd Annual Conference on Genetic Programming. San Francisco: Morgan Kaufmann

Publishers, 1998: 584-590.

- [7] HOMAI FAR A, LAI SHY, QI X. Constrained optimization via genetic algorithms[J]. Simulation, 1994, 62(4): 242-254.
- [8] 蒋程涛,邵世煌. 基于适配粒子群的多目标优化方法[J]. 计算机工程, 2007, 33(21): 175-178.
- [9] DEB K, PRATAP A, MEYARIVAN T. Constrained test problems for multi-objective evolutionary optimization[C]// Proceedings of the 1st International Conference on Evolutionary Multi-criterion Optimization. London: Springer-Verlag, 2001: 284-298.
- [10] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [11] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [12] RAQUEL C R, NAVAL P C. An effective use of crowding distance in multiobjective particle swarm optimization[C]// Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York: ACM, 2005: 257-264.
- [13] SHI Y, EBERHART R C. A modified swarm optimizer[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 1998: 69-73.
- [14] SCHOTT J R. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization [D]. Cambridge, Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, Department of Aeronautics and Astronautics, 1995.
- [15] van VELDHIJZEN D, LAMONT G. On measuring multiobjective evolutionary algorithms performance[C]// Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. New York: IEEE, 2000: 204-211.

(上接第 1884 页)

比,其中参数设置为种群规模为 30,迭代次数 500。

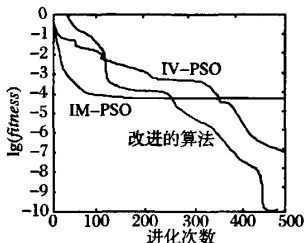


图 1 求 Griewank 函数最小值的进化曲线

图 1 为已有的免疫粒子群算法及本文改进的算法求解 Griewank 函数的进化曲线。由于前者算法中没有变异操作,因此它的多样性不好,后期陷入局部最优,收敛精度为 $8e-8$ 。采用本文改进的算法,收敛精度为 $1.212689e-10$ 。

表 1 本文算法对各函数的所求值

函数名	最优值	所求值
Sphere	0	$1.481062e-249$
Rastrigrin	0	$1.625683e-007$
Ackley	0	$4.440892e-015$
Griewank	0	$1.212689e-010$
Shekel	-10.5364	$-1.053641e+001$

由实验结果看出:改进的免疫粒子群算法,通过柯西和高斯变异操作,良好地保持了种群的多样性,进化后期没有陷入局部最优,收敛精度高。和已有的免疫粒子群算法相比,精确性提高,因此所提出的算法是有效的。

4 结语

本文改进的免疫粒子群算法,在现有的免疫粒子群算法

的基础上,通过交叉和高频变异操作,有效保持了种群进化的多样性,克服了粒子群算法的早熟现象,提高了算法的全局和局部搜索能力,引入的疫苗提取和疫苗接种策略,可以解决交叉变异操作可能引起的退化现象。

参考文献:

- [1] 高鹰,谢胜利. 免疫粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(6): 4-6.
- [2] 于宗艳,韩连涛. 免疫粒子群优化算法及应用[J]. 计算机仿真, 2008, 25(12): 208-211.
- [3] 薛文涛,吴晓蓓,徐志良. 基于双变异算子的免疫规划[J]. 控制与决策, 2007, 22(12): 1411-1416.
- [4] 李莉,李洪奇,谢绍龙,等. 基于克隆选择的免疫粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2008, 35(10): 253-255.
- [5] 李旭渊,许化龙,许哲. 基于免疫分裂算子的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(1): 191-193.
- [6] 王向军,向东,蒋涛,等. 一种双种群进化规划算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(5): 835-840.
- [7] 梅胜全. 应用免疫粒子群优化算法的排课系统[J]. 信息科学, 2009(7): 51-52.
- [8] 王磊,潘进,焦李成. 免疫规划[J]. 计算机学报, 2000, 23(8): 806-812.
- [9] 王文卓,张巧,吴春国,等. 遗传算子对免疫算法性能影响的分析[J]. 小型微型计算机系统, 2007, 28(8): 1448-1451.
- [10] 王磊,吉欢,刘小勇. 基于免疫进化粒子群优化的动态聚类算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(8): 40-43.
- [11] 黄岚,王康平,周春光,等. 粒子群优化算法求解旅行商问题[J]. 吉林大学学报:理学版, 2003, 41(4): 477-480.
- [12] 陈曦,蒋加伏. 免疫粒子群优化算法求解旅行商问题[J]. 计算机与数字工程, 2006, 34(6): 10-13.
- [13] 邹鹏,周智,陈国良,等. 求解 TSP 问题的多级规划算法[J]. 软件学报, 2003, 14(1): 35-42.

作者: [段富](#), [苏同芬](#), [DUAN Fu](#), [SU Tong-fen](#)
作者单位: [太原理工大学, 计算机科学与技术学院, 太原, 030024](#)
刊名: [计算机应用](#) **ISTIC** **PKU**
英文刊名: [JOURNAL OF COMPUTER APPLICATIONS](#)
年, 卷(期): 2010, 30(7)
被引用次数: 5次

参考文献(13条)

1. 高鹰;谢胜利 [免疫粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2004(06)
2. 于宗艳;韩连涛 [免疫粒子群优化算法及应用](#)[期刊论文]-[计算机仿真](#) 2008(12)
3. 薛文涛;吴晓蓓;徐志良 [基于双变异算子的免疫规划](#)[期刊论文]-[控制与决策](#) 2007(12)
4. 李莉;李洪奇;谢绍龙 [基于克隆选择的免疫粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机科学](#) 2008(10)
5. 李旭渊;许化龙;许哲 [基于免疫分裂算子的粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与设计](#) 2009(01)
6. 王向军;向东;蒋涛 [一种双种群进化规划算法](#)[期刊论文]-[计算机学报](#) 2006(05)
7. 梅胜全 [应用免疫粒子群优化算法的排课系统](#)[期刊论文]-[信息科学](#) 2009(07)
8. 王磊;潘进;焦李成 [免疫规划](#)[期刊论文]-[计算机学报](#) 2000(08)
9. 王文卓;张巧;吴春国 [遗传算子对免疫算法性能影响的分析](#)[期刊论文]-[小型微型计算机系统](#) 2007(08)
10. 王磊;吉欢;刘小勇 [基于免疫进化粒子群优化的动态聚类算法](#)[期刊论文]-[计算机工程](#) 2009(08)
11. 黄岚;王康平;周春光 [粒子群优化算法求解旅行商问题](#)[期刊论文]-[吉林大学学报\(理学版\)](#) 2003(04)
12. 陈曦;蒋加伏 [免疫粒子群优化算法求解旅行商问题](#)[期刊论文]-[计算机与数字工程](#) 2006(06)
13. 邹鹏;周智;陈国良 [求解TSP问题的多级规约算法](#)[期刊论文]-[软件学报](#) 2003(01)

本文读者也读过(4条)

1. 倪霖, 郑洪英, NI Lin, ZHENG Hong-ying [基于免疫粒子群算法的特征选择](#)[期刊论文]-[计算机应用](#) 2007, 27(12)
2. 张艳琼, 全惠云, ZHANG Yan-qiong, QUAN Hui-yun [求解约束优化问题的自适应演化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2008, 44(33)
3. 罗平, 姚立海, 杨仕友, 倪光正, 唐跃进, LUO Ping, YAO Li-hai, YANG Shi-you, NI Guang-zheng, TANG Yue-jin [一种改进的粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[江南大学学报\(自然科学版\)](#) 2007, 6(5)
4. 陈曦, 蒋加伏, Chen Xi, Jiang Jiafu [免疫粒子群优化算法求解旅行商问题](#)[期刊论文]-[计算机与数字工程](#) 2006, 34(6)

引证文献(5条)

1. 夏平平, 吕太之, 贾岩峰 [免疫粒子群优化算法及性能分析](#)[期刊论文]-[贵州大学学报\(自然科学版\)](#) 2011(5)
2. 李正洁, 李永忠, 徐磊 [免疫Agent和量子粒子群优化的入侵检测方法研究](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2012(1)
3. 冯兴杰, 孟欣 [基于免疫粒子群优化算法的航班着陆调度研究](#)[期刊论文]-[计算机工程](#) 2012(13)
4. 周本达, 姚宏亮, 陈明华 [基于拉丁超立方体抽样和免疫机制的改进遗传算法](#)[期刊论文]-[计算机应用](#) 2011(4)
5. 段富, 杨茸 [求解随机机会约束规划的混合智能算法及应用](#)[期刊论文]-[计算机应用](#) 2012(8)