

基于自适应网格方法的免疫多目标进化算法

吕文鹏, 许 峰

(安徽理工大学数学与大数据学院, 安徽 淮南 232001)

摘 要: 针对免疫多目标进化算法分布性欠佳的缺陷, 提出一种基于自适应网格方法的免疫多目标进化算法。基本思想是: 对抗体群进行免疫克隆、免疫基因和克隆选择操作后, 利用自适应网格方法提高抗体群的多样性。仿真实验结果和统计指标显示, 改进算法与常规免疫多目标进化算法相比较, 在解的分布性方面有了较大程度的改进。

关键词: 多目标进化; 人工免疫; 自适应网格方法; 分布性

中图分类号: TP312 **文献标识码:** A

An Immune Multi-Objective Evolutionary Algorithm Based on the Adaptive Grid Method

LV Wenpeng, XU Feng

(College of Mathematics and Big Data, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Aiming at the defect of poor distribution in immune multi-objective evolutionary algorithm (IMOE), an improved IMOE based on the adaptive grid method is proposed. The basic idea is that after the immune clone, immune gene and clonal selection operation of the antagonism group, the adaptive grid method is adopted to improve the diversity of the antibody population. The results of the simulation experiment and the statistical index show that the improved algorithm has a great improvement in the distribution of the solution compared with the conventional immune multi-objective evolutionary algorithm.

Keywords: multi-objective evolution; artificial immune; adaptive grid method; distribution

1 引言(Introduction)

20世纪70年代, Jerne最早建立了免疫网络的数学模型。1996年12月, 人工免疫系统(Artificial Immune System, AIS)概念正式提出。其后, 人工免疫算法的研究进入快速发展期。鉴于人工免疫算法天然的并行性, 1998年, 人工免疫算法即被引入多目标优化算法, 并取得了众多成果^[1]。从此以后, 人工免疫多目标优化算法便一直是智能计算领域中的一个研究热点^[2-5]。

早在1991年, 西安交通大学的靳蕃教授就指出“免疫系统所具有的信息处理和防卫功能具有非常深远的意义”。2002年, 莫宏伟出版了国内第一本人工免疫系统著作。西安电子科技大学焦李成教授领导的团队系统、全面地研究了人工免疫优化算法, 并出版了专著《免疫优化计算学习与识别》。近年来, 国内学者在人工免疫算法特别是人工免疫多目标优化算法及应用方面取得了一系列的成果。钱淑渠^[6]和刘若辰^[7]等研究了动态多目标免疫优化算法; 林浒^[8]等研究了

适应度共享多目标优化免疫克隆算法; 刘楠楠^[9]较为系统地研究了克隆选择多目标优化算法; 武慧虹^[10]等研究了基于混沌克隆的混杂多目标免疫优化算法; 王晓磊^[11]研究了多目标人工免疫算法在无功优化中的应用; 柴争义^[12]等研究了混沌免疫多目标算法在认知引擎参数优化问题中的应用; 朱思峰^[13]等研究了多目标优化量子免疫算法在基站选址问题中的应用; 邢志伟^[14]等研究了多目标免疫优化算法在飞机滑行轨迹中的应用。

本文提出了一种基于自适应网格方法的免疫多目标优化算法(Adaptive Grid Method Immune Multi-Objective Evolution Algorithm, AGMIMOE)。算法的设计依据是: 利用自适应网格方法进一步提多目标最优解的多样性。根据对比仿真实验和统计指标, 对该算法进行了性能测试。

2 人工免疫算法(Artificial immune algorithm)

常见的人工免疫算法有B细胞网络算法、免疫遗传算法、克隆选择算法、免疫规划算法等, 算法的流程图如图1所示。

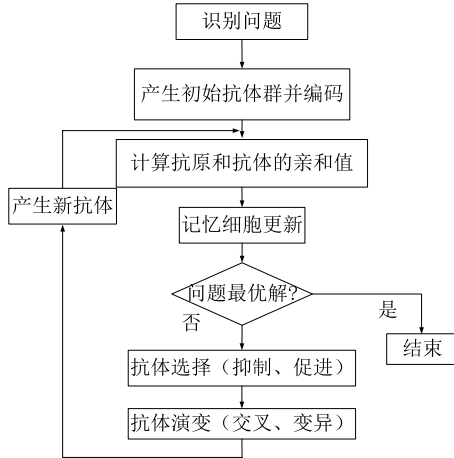


图1 人工免疫算法流程图

Fig.1 Flow chart of artificial immune algorithm

3 自适应网格方法(Adaptive grid method)

衡量多目标优化算法通常有收敛性、分布性、计算复杂度三个指标。网格方法是保持多目标进化种群分布性的常用方法,在PESA、PAES、MGAMOO和DMOGA等方法中,算法的设计者均以不同方式采用网格方法保持进化种群的多样性^[15]。2003年,Knowles对网络方法进行了改进,提出了自适应网格方法。下面简要介绍自适应网格方法。

3.1 网络边界(Grid and boundary)

根据网格方法,对于有 r 个目标的优化问题,需要设置有 $2r$ 个边界的网格:下界(lb_k)和上界(ub_k)($k=1,2,\dots,r$)。如图2所示是一个两目标网格,共有四个边界: (lb_1)、(lb_2)、(ub_1)、(ub_2)。

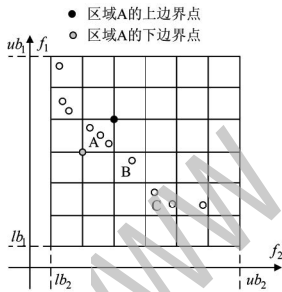


图2 网格及边界图

Fig.2 Grid and boundary graph

根据进化种群的规模和待优化问题的目标数,将一个网络分割成若干个小区域,称之为Hyper-Cube(HC)。将每个HC表示为 $r^i, i=(i_1, i_2, \dots, i_r), i_k \in d, d$ 是每一维上的分割次数,通常为大于2的自然数。在图2中, $d=6$ 。对应于每个 r^i 的边界可以表示为

$$rub_{k,i} = \omega_k \left[lb_k + \frac{i_k}{d} (ub_k - lb_k) \right]$$

$$rlb_{k,i} = \omega_k \left[lb_k + \frac{i_k - 1}{d} (ub_k - lb_k) \right]$$

其中, ω_k 为每一个小区域在第 k 维上的宽度, $\omega_k = \frac{range_k}{d}$, $range_k$ 为第 k 维上的域宽。

在图2中, 区域A的坐标 $i=(4,2)$, 它的边界分别为

上边界点:

$$rub_{1,i} = \omega_1 \left[lb_1 + \frac{i_1}{d} (ub_1 - lb_1) \right] = \omega_1 \left[0 + \frac{4}{6} (6 - 0) \right] = 4\omega_1$$

$$rub_{2,i} = \omega_2 \left[lb_2 + \frac{i_2}{d} (ub_2 - lb_2) \right] = \omega_2 \left[0 + \frac{2}{6} (6 - 0) \right] = 2\omega_2$$

下边界点:

$$rlb_{1,i} = \omega_1 \left[lb_1 + \frac{i_1 - 1}{d} (ub_1 - lb_1) \right] = \omega_1 \left[0 + \frac{3}{6} (6 - 0) \right] = 3\omega_1$$

$$rlb_{2,i} = \omega_2 \left[lb_2 + \frac{i_2 - 1}{d} (ub_2 - lb_2) \right] = \omega_2 \left[0 + \frac{1}{6} (6 - 0) \right] = \omega_2$$

若将域宽设为 $range_1 = range_2 = 12$, 则有 $\omega_1 = \omega_2 = 2$, 从而得上边界点为(8,4), 下边界点为(6,2)。

3.2 个体在网格中的定位(The location of the individual in the grid)

在网格中设置小区域的目的是判断个体是否落在小区域内。设有个体 $z=(z_1, z_2, \dots, z_r)$, 对区域 r^i , 若 $\forall k \in 1, 2, \dots, r, z_k \leq rub_{k,i}$ 且 $z_k < ub_{k,i}$, 则认为个体 z 在区域 r^i 中。

在图2中, 区域A中有三个个体, 区域B中有一个个体, 区域C中有两个个体。

在某个目标上取最小的个体称为极点。由于极点总是在端点, 有利于使得进化种群具有更好的分布性, 所以在选择时, 通常不能丢失极点。极点 z^{ext} 的定义为

$$z^{ext} = \{y \in ARCH | \exists k \in 1, 2, \dots, r, z \in ARCH, z \neq y, z_k \leq y_k\}$$

3.3 自适应网格(Adaptive grid)

自适应网格方法对一般网格方法做了下列改进:

- (1)网格的边界是动态的, 不是固定的;
- (2)每次进化时, 根据当前个体分布情况自适应地调整边界;
- (3)若新个体在边界外且为非支配的, 则将其入到归档集中。

4 基于自适应网格方法的免疫多目标优化算法(Immune multi-objective evolutionary algorithm based on adaptive grid method)

为了进一步提高常规免疫多目标优化算法的分布性, 本文将自适应网格方法引入免疫多目标优化算法, 基于自适应网格方法的免疫多目标进化算法的流程如下:

步骤1 种群初始化。设定初始代数 $it=0$, 进化代数 g_{max} , 抗体种群大小 N , 克隆规模大小 R ; 初始化抗体群:

$$A(0) = \{a_1(0), a_2(0), \dots, a_N(0)\} \in I^N.$$

步骤2 对 $A(it)$ 进行克隆: $A'(it) = R_c^p(A(it))$ 。

步骤3 对 $A'(it)$ 以概率 p_m 进行免疫操作: $A''(it) = R_m^c(A'(it))$ 。

步骤4 对 $A''(it)$ 进行选择操作: $A'''(it) = R_c^s(A''(it))$ 。

(1)对 $A'''(it)$ 中的每个抗体, 通过计算目标函数值, 得到函数值矩阵 $F(A'''(it))$ 。

(2)将 $A''(it)$ 划分为支配抗体群 $A_{dom}(it)$ 和非支配抗体群 $A_{non}(it)$ 。

(3)选择非支配抗体群 $A'''(it) = A_{non}(it)$ 及相应的函数值矩阵 $F(A'''(it))$ 。

步骤5 根据自适应网格方法更新 $A'''(it)$, 得到新的抗体群: $A'''(it) = R_C^{RS}(A'''(it))$ 及函数值矩阵 $F(A'''(it))$ 。

步骤6 若 $it > g_{max}$, 则输出 $A(it)$ 及 $F(A(it))$; 否则

$A(it+1) = A'''(it)$, $F(A(it+1)) = F(A'''(it))$, $it = it + 1$, 返回步骤2。

5 数值实验结果(Numerical experiment results)

下面用基于自适应网格方法的免疫多目标优化算法对两个多目标测试函数Deb2和DTLZ7进行仿真计算, 并将计算结果与NSGAII和常规免疫多目标进化算法(IMOEA)的计算结果进行了比较。

(1)Deb2测试函数

$$\left. \begin{aligned} f_1(x) &= x_1 \\ f_2(x) &= (1+10x_2) \times \left[1 - \left(\frac{x_1}{1+10x_2} \right)^2 - \frac{x_1}{1+10x_2} \sin(8\pi x_1) \right] \\ 0 &\leq x_i \leq 1, i=1,2 \end{aligned} \right\}$$

(2)DTLZ7测试函数

$$\left. \begin{aligned} \min f_1(X_1) &= x_1 \\ \min f_2(X_2) &= x_2 \\ &\vdots \\ \min f_{M-1}(X_{M-1}) &= x_{M-1} \\ \min f_M(X_M) &= (1+g(X_M))h(f_1, f_2, \dots, f_{M-1}, g) \\ g(X_M) &= 1 + \frac{9}{|X_M|} \sum_{x_i \in X_M} x_i \\ h(f_1, f_2, \dots, f_{M-1}, g) &= M - \sum_{i=1}^{M-1} \left[\frac{f_i}{1+g} (1 + \sin(3\pi f_i)) \right] \\ 0 &\leq x_i \leq 1, i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\}$$

图3—图8是分别用NSGAII、IMOEA和AGMIMOEA对Deb2和DTLZ7优化所得的最优Pareto前端。

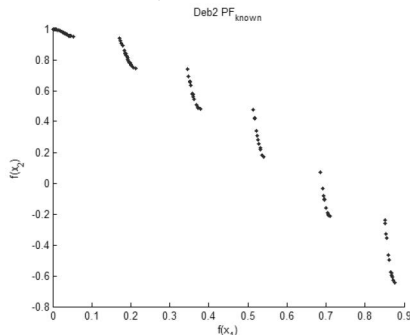


图3 Deb2 PFtrue图(NSGAII)

Fig.3 Deb2 PFtrue figure(NSGAII)

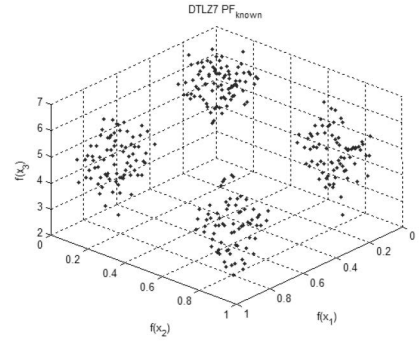


图4 DTLZ7 PFtrue图(NSGAII)

Fig.4 DTLZ7 PFtrue figure(NSGAII)

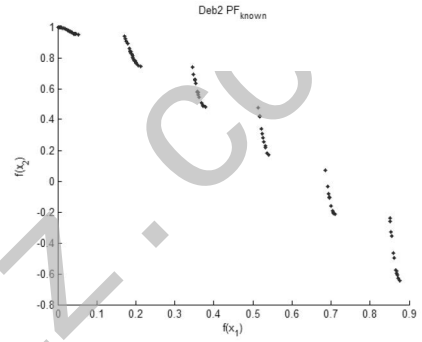


图5 Deb2 PFknown图(IMOEA)

Fig.5 Deb2 PFknown figure(IMOEA)

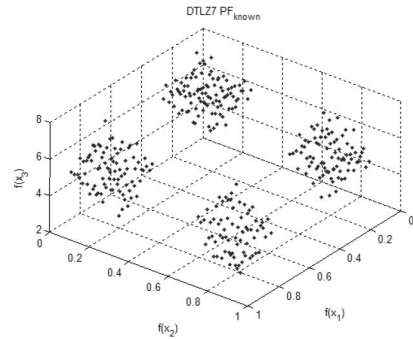


图6 DTLZ7 PFknown图(IMOEA)

Fig.6 DTLZ7 PFknown figure(IMOEA)

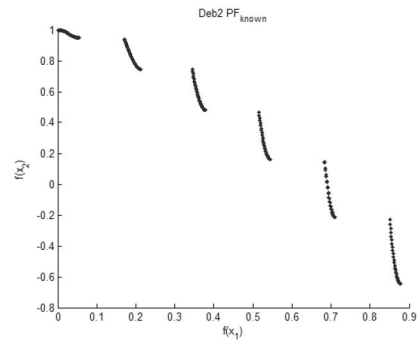


图7 Deb2 PFknown图(AGMIMOEA)

Fig.7 Deb2 PFknown figure(AGMIMOEA)

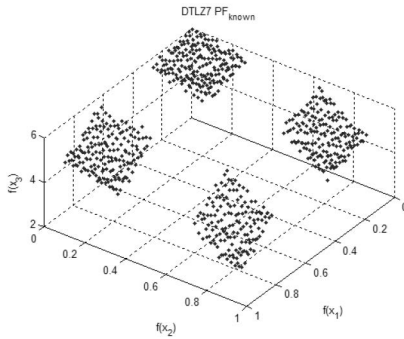


图8 DTLZ7 PFknown图(AGMIMOEA)

Fig.8 DTLZ7 PFknown figure(AGMIMOEA)

为了进一步定量地评测基于自适应网格方法的免疫多目标优化算法的分布性,图9和图10分别给出了NSGAII、IMOEA和AGMIMOEA的U-measure图。

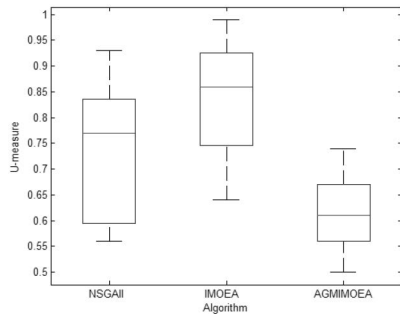


图9 Deb2的U-measure图

Fig.9 Deb2 U-measure figure

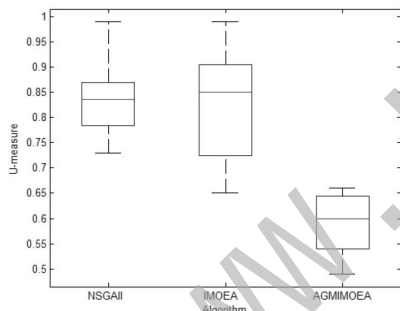


图10 DTLZ7的U-measure图

Fig.10 DTLZ7 U-measure figure

图3—图10直观表明,AGMIMOEA在解的分布性和均匀性方面均明显优于NSGA II和IMOEA。

6 结论(Conclusion)

本文为了提高免疫多目标优化算法的分布性,引入了自适应网格方法。数值实验表明,改进算法可在一定程度上改善算法的分布性和均匀性。

必须指出的是,人工免疫算法理论体系尚不完善,收敛性和分布性等关键理论问题有待进一步研究。对算法的改进只能依赖对比实验,这无疑限制和阻碍了量子遗传算法的进一步研究。

参考文献(References)

[1] Coello C.A.,Crue Cort N.Solving multi-objective optimization

problem using an artificial immune system[J].Genetic Programming and Evolvable Machine,2005,6:163-190.

[2] Qiuzhen Lin,Yueping Ma,Jianyong Chen.An adaptive immune-inspired multi-objective algorithm with multiple differential evolution strategies[J].Information Sciences,2018,430-431:46-64.

[3] Maria-Guadalupe Martínez-Peñaloza,Efren Mezura-Montes. Immune Generalized Differential Evolution for dynamic multi-objective environments:An empirical study[J].Knowledge-Based Systems,2018,142:192-219.

[4] Zhuhong Zhang,Xiaoxia Wang,Jiaxuan Lu.Multi-objective immune genetic algorithm solving nonlinear interval-valued programming[J].Engineering Applications of Artificial Intelligence,2018,67:235-245.

[5] Bin Cao,Jianwei Zhao,Po Yang.Distributed parallel cooperative coevolutionary multi-objective large-scale immune algorithm for deployment of wireless sensor networks[J].Future Generation Computer Systems,2018,82:256-267.

[6] 钱淑渠,张著洪.动态多目标免疫优化算法及性能测试研究[J].智能系统学报,2007,2(5):68-77.

[7] 刘若辰,马亚娟,张浪.基于预测策略的动态多目标免疫优化算法[J].计算机学报,2015,38(5):1544-1560.

[8] 林群,彭勇.面向多目标优化的适应度共享免疫克隆算法[J].控制理论与应用,2011,28(2):206-214.

[9] 刘楠楠.克隆选择多目标优化算法及其应用研究[D].宁波大学,2013.

[10] 武慧虹,钱淑渠,王海英.基于混沌克隆的混杂多目标免疫优化算法[J].吉林师范大学学报,2014,1:40-46.

[11] 王晓磊.多目标人工免疫算法及其在无功优化中的应用[D].东北大学,2008.

[12] 柴争义,陈亮,朱思峰.混沌免疫多目标算法求解认知引擎参数优化问题[J].物理学报,2012,61(5):1-7.

[13] 朱思峰,陈国强,张新刚.多目标优化量子免疫算法求解基站选址问题[J].华中科技大学学报(自然科学版),2012,40(1):49-53.

[14] 邢志伟,宋晓鹏,罗谦.基于多目标免疫优化的飞机滑行轨迹[J].计算机工程与设计,2016,37(5):1224-1228.

[15] 郑金华.多目标进化算法及其应用[M].北京:科学出版社,2007.

[16] Knowles Joshus,David W Corne.Properties of an adaptive archiving algorithm for storing nondominated vectors[J].IEEE Transaction on Evolutionary Vomputation,2003,7(2):100-115.

作者简介:

吕文鹏(1992-),男,硕士生.研究领域:进化算法。

许峰(1963-),男,硕士,教授.研究领域:进化算法,数值计算。