第36卷 第20期 计 算 机 工 程 2010年10月
Vol.36 No.20 Computer Engineering October 2010
·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2010)20—0161—03 文献标识码：A 中图分类号：TP393

基于知识域的多目标优化免疫算法

李凌晶，陈云芳
(南京邮电大学计算机学院，南京 210003)

摘 要：针对传统免疫算法存在早熟收敛以及多样性不足的问题，提出一种基于知识域的多目标优化免疫算法。通过初始化知识域选择精英解，利用该精英解集自适应更新知识域的边界，从而维持算法收敛性与多样性的平衡。测试结果表明，相比NSGAII、SPEAII算法，该算法在运行时间、多样性以及覆盖性方面具有较大优势。

关键词：知识域；多目标优化；免疫算法

Multi-objective Optimization Immune Algorithm Based on Knowledge Domain

LI Ling-jing, CHEN Yun-fang
(College of Computer Sciences, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

【Abstract】 Aiming at the problem of premature convergence and insufficient diversity in traditional immune algorithm, this paper proposes a multi-objective optimization immune algorithm based on knowledge domain. The algorithm selects the elite solution by initializing knowledge domain, self-adaptive updates knowledge domain border by using this elite solution to maintain the balance between the convergence and diversity. Test results show that the algorithm has great advantage on convergence, diversity and run time.

【Key words】 knowledge domain; multi-objective optimization; immune algorithm

1 概述

在现实世界中，各种优化问题通常由2个以上相互冲突的目标组成，而且多个目标要同时进行优化，该问题被称为“多目标优化”。人工免疫算法是多目标优化领域中最具潜力的算法之一。各种多目标算法都不同程度地运用知识协作方法。如在搜索最优解的过程中，重组算子、变异算子和选择算子会根据每一代最优解的知识信息进行更新，使子代个体能在最有希望的搜索区域继续搜索。本文将各种多目标算法中的知识协作方法进行总结，并运用到现有免疫算法中，最终达到了算法优化目的。

2 基本概念

2.1 人工免疫优化算法

多目标优化问题的特点在于各不同目标之间存在冲突，一般无法使多个目标同时达到最优，某个目标性能的提高通常会导致另外一个或多个目标的性能下降。所以，多目标优化追求在多个不同目标之间协调和平衡以使得达到整个系统的最优。

在免疫系统中，针对某一种抗原特征，产生匹配的抗体对其识别进行特异性免疫，同时产生记忆细胞，当系统再次遇到相同或者相似的抗原时，记忆细胞迅速反应，产生大量抗体进行免疫。这种机制如果应用在多目标优化算法中，可以起到加速收敛的作用。因此，使用免疫算法解决多目标优化问题逐渐为研究者所重视。

人工免疫优化算法的通用框架是：将优化问题的目标函数对应抗原，优化问题的可行解对应抗体，Pareto最优解被保存在记忆细胞集中，并采取机制对记忆细胞不断进行评价和更新，从而获得分布均匀的Pareto最优解。

2.2 知识域

知识是客观事物的属性与联系的反映，是客观世界的主观映像。知识在多目标优化问题的各种算法过程中具有关键作用，知识在多目标优化中表现为初始化、适应度评价和算法过程中的各种算子操作等相关过程中产生的信息。每一种算法基本都是在每一次迭代中挖掘、获取知识，再从中经过判断筛选，或者通过多种知识间的相互协作，选择出有价值的知识，并根据这些知识改进自己的群体，达到提高收敛率，保持多样性等目的。

在多目标优化问题的研究过程中，进化算法是比较活跃的领域，包括NSGA、PAES、SPEA等经典进化多目标优化算法。知识的获取以及知识协作对多目标优化算法的影响在这些传统进化类型的算法中表现尤为明显。如，NSGA通过对所有非控解根据适应度进行排序，从中获取相关知识，给予排序中适应度越大的非控解几率越大的克隆机会[1]；SPEA使用一个外部文档保存之前每一代找到的Pareto最优解，根据外部文档中的每一个体计算strength值，以此影响种群中每个个体的适应度计算[2]。文献[3]提出在搜索最优解的过程中，根据每一代最优解的知识信息，使子代个体能在搜索空间中最有希望的区域继续搜索。文献[4-5]提出从每一代解集的评价信息中获取知识，这类知识可以用来建立经验模型使

基金项目：南京邮电大学青蓝基金资助项目(NY207081)
作者简介：李凌晶(1986－)，男，硕士研究生，主研方向：人工免疫，传感器网络；陈云芳，副教授
收稿日期：2010-05-16 **E-mail：**chenyf@njupt.edu.cn

其近似作为适应度函数对算法进行优化。在各类算法中用到的各种知识域类型总结如表 1 所示。

表 1　知识域分类

知识域	具体描述
环境知识域	由每一代群体中发掘最优秀的个体代表组成，由这类知识进行克隆繁殖产生的个体更加接近精英解
距离知识域	由已经得到的最优解的决策变量间的距离组成，算法在产生下一代个体时注意个体间距离，保证群体分布理想
拓扑知识域	由一系列能代表搜索空间的网格组成，通过这类知识产生的个体，通常都集中在最优秀的网格区域附近
历史知识域	由一系列之前的局部最优解组成，通过这类知识，算法试图提前发现下一个局部最优解的位置信息
领域知识域	该类知识没有固定的框架结构，它根据具体需要解决的问题而定，作用是发掘某些与具体问题相关的有效信息

3　基于知识域的多目标优化免疫算法

3.1　算法实现

人工免疫算法的一般步骤为：首先随机产生初始的解群体，然后对群体中的每一个根据抗原(即目标问题的特性)进行亲和度评价，在此基础上选择优秀的解个体进行克隆并进行一定程度的变异，再从变异后的个体中选择记忆其中的精英，并将其注入下一代的初始群体中，如此循环直到满足给定的终止条件(如精英解集档案中解集数量满足最大值或是迭代次数达到预先设定的最大值)。

本文基于以上知识域概念，提出一种改进的人工免疫算法。在通用算法框架的基础上提出一些扩展算法收敛性和多样性的措施，防止了免疫算法中的局部搜索造成的算法较早收敛。在知识域中保存免疫算法过程中由群体中的各个个体挖掘出的知识信息，并通过这些知识对记忆细胞，即精英群体产生优化作用。为了维持知识域与精英解集之间的知识交流协作，还需要在这 2 个空间之间建立一定的通信机制。另外，借鉴生物免疫系统应答特异性抗原的过程，在每一代选择精英解时都注入一些随机的抗体增加算法获取孤立最优解的能力。精英解集档案的管理采用基于空间密度的拥挤度管理与知识域相结合的策略。本文算法能够维持较好的收敛性和多样性，本文算法具体步骤如下：

(1)定义群体大小 N，交叉、变异概率，问题等各种参数；

(2)初始化种群 P；

(3)初始化记忆细胞群 M；

(4)初始化知识域；

(5)while(迭代次数尚未结束)；

1)对具体问题计算群体 P 的目标值和约束情况；

2)克隆 P 为 P'；

3)将 P'突变为群体 U；

4)对 U 运用交叉，获得 U'；

5)随机产生部分抗体 R，并且完成对抗体的评价；

6)根据知识域从群体 U、U'、R 挑选出精英解归入记忆细胞群 M；

7)根据记忆细胞群中的精英解，更新知识域；

8)以 M 中的抗体细胞注入新一代抗体进行循环。

3.2　知识域的定义

知识域由 2 个部分组成：知识网格和网格边界参数域，使得精英解集的分布能够更趋近于真前端，这个网格的形式由自适应网格[6-7]变种而来。

知识网格的边界参数域包含建立网格所需要的一些必要信息，如非控解集在每个目标函数的上下限值。一旦拥有了这个信息，只需确定对每个目标函数值的跨度进行多少个子区域的划分(记为 s_i，i=1,2,⋯,k，s_i 表示第 i 个目标函数值需要划分成的子区域的个数)，就可以建立该网格，而子划分的多少取决于具体问题的需要。这个网格用来定位每个已知的精英解位置，已知的精英解将会根据该精英解的目标函数值被映射到这个网格中。

图 1 所示的知识域是 2 个多目标问题生成的网格，S_1=S_2=8，在整个网格生成后，每个网格中保存的是映射到该网格中的精英解抗体的数量。

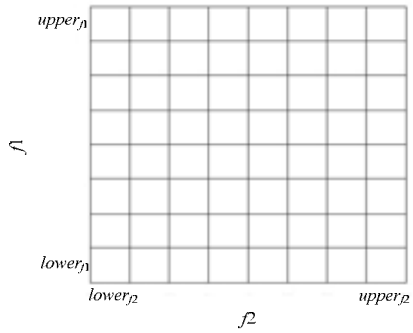

图 1　知识域生成的网格

3.3　知识域的运用策略

初始化知识域时需要初始化网格以及网格边界参数。首先，找到群体中所有非控解对应的各个目标函数的极大值和极小值，分别保存在 $lower_{fi}$ 和 $upper_{fi}$ 中。根据这些极值确定网格的范围，然后依据算法设定的 S_i 初始化网格。在初始化时，每个网格中保存的非控解数量为 0。

知识域在每一代精英解产生时都要进行更新，更新包括对网格的边界参数更新，重新获得所有非控解对应的各个目标函数值的极值，然后更新网格并重新计算每个网格中的非控解的数量。

每一代经过克隆、变异、交叉产生的抗体群，与部分新注入随机抗体一起由算法根据知识域中的知识，选择记录到记忆细胞档案中去。设 a 表示等待选择的抗体群的某个抗体，b 表示精英解集中的某个精英解，基于知识域的选择加入记忆细胞档案的规则如下：

(1)如果 a 对 b 具有 Pareto 优胜关系，那么 a 被加入到记忆细胞档案中，原来的 b 被移除。

(2)如果 a 对精英解集中所有的 b 都不具有 Pareto 优胜，但是同样精英解集中的所有 b 都不 Pareto 优胜 a，那么：

1)如果 a 对应的目标函数值能映射到当前的知识域中，计算 a 所属的那个网格中的精英解集的数量是否是整个网格中最多。若是，则放弃 a；否则将 a 加入记忆细胞档案中。

2)如果 a 所对应的目标函数值已经超出了当前知识域，将 a 加入记忆细胞档案。

规则(1)是直接根据抗体解的表现，能够更好地贴近 Pareto 真前端进行选择。然而，大部分情况下抗体之间通常很难分出孰优孰劣，规则(2)体现了知识域在精英解集选择阶段的作用。规则(2)中的 1)是将精英解均匀地分布到整个网格中，防止算法搜索到的精英抗体解过于聚集在某个区域。如果发现的某个解属于规则(2)中的 2)，说明发现的该非控解已经超越了当前发现的 Pareto 前端范围，可能是算法探索到新的 Pareto 前端，要将它保留，见图 2。

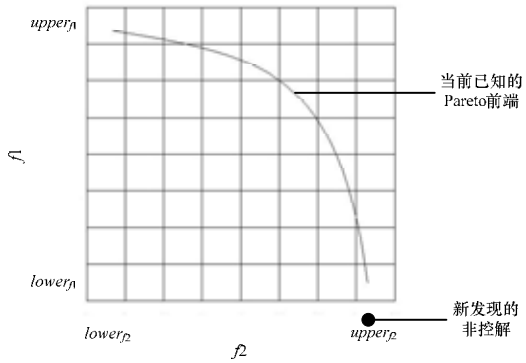

图 2　精英解处于知识域之外

如果记忆细胞档案容量已经达到最大值，则依靠知识域淘汰原有的某些精英解集。首先计算每个网格中包含的精英解集的数量，找到包含精英解集最多的网格。然后从该网格中的精英解集根据空间密度拥挤度进行选择淘汰。

4　测试

4.1　测试问题和测试指标选择

将本文算法与 NSGAII、SPEAII 算法进行比较，所有测试都在 Intel Core2 1.83 GHz/1.5 GB、JDK 1.5.0_02 环境下进行，每个算法都进行 20 次独立运行。选择 4 个经典问题(Fonseca、Kursawe、Srinivas 和 Osyczka2)对算法进行测试，包含带约束与不带约束的，解集前端连续与间断的。

4.2　测试结果分析

平均运行时间见表 2。本文算法的运行时间在 Kursawe 和 Osyczka2 2 个问题上要优于其他 2 个算法，而在 Fonseca 和 Srinivas 2 个问题上略高于 NSGAII，但是远低于 SPEAII。总体而言，本文算法在运行时间上优于这 2 个算法。

表 2　3 种算法的平均运行时间比较　ms

经典问题	本文算法	NSGAII	SPEAII
Fonseca	4 725.75	2 535.2	13 948.3
Kursawe	1 232.05	2 500.6	13 556.4
Srinivas	3 399.25	2 258.6	21 742.1
Osyczka2	628.75	2 815.6	11 549.8

3 种算法的当代距离(Generational Distance, GD)指标均值比较见表 3。收敛性是算法最为重要的一个方面。本文算法在 Fonseca 和 Kursawe 2 个问题上与另 2 个算法基本相当，而在 Osyczka2 问题上稍逊于另 2 个算法，对 Srinivas 问题本文算法表现优于另 2 个算法。总体而言，在 GD 均值方面，本文算法与 2 个经典算法差不多。

表 3　3 种算法的 GD 均值比较

经典问题	本文算法	NSGAII	SPEAII
Fonseca	0.018 240	0.017 882	0.018 077
Kursawe	0.000 136	0.000 119	0.000 107
Srinivas	0.000 063	0.000 198	0.000 113
Osyczka2	0.003 507	0.001 444	0.001 518

前端分布性指标 GS(Generational Spread)均值见表 4。算法所得前端的分布性是评价算法性能的另一个重要方面。本文算法在 Fonseca 和 Srinivas 2 个问题上远优于另 2 个算法，在 Kursawe 问题上与 SPEAII 性能相当，但要优于 NSGAII，而在 Osyczka2 上表现略差于 NSGAII，但是仍优于 SPEAII。总体而言，在分布性上本文算法略有优势。

表 4　3 种算法的 GS 均值比较

经典问题	本文算法	NSGAII	SPEAII
Fonseca	0.106 967	0.423 107	0.158 028
Kursawe	0.270 350	0.487 454	0.212 459
Srinivas	0.091 738	0.406 709	0.171 684
Osyczka2	0.776 271	0.568 465	0.795 290

5　结束语

本文针对免疫算法中存在的知识协作类型，提出一种基于知识域的免疫算法，该算法可以在收敛性与多样性上取得平衡，实验结果较好。但是本文算法在具有复杂约束的问题上的表现需要改进。总体而言，基于知识域的多目标免疫优化算法在解决多目标优化问题上有较大优势。

参考文献

[1] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.

[2] Zitzler E, Laumans M, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm[EB/OL]. (2009-01-26). http://www.citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.112.5073.pdf.

[3] Carlos A, Coello C, Becerra R L. Evolutionary Multiobjective Optimization Using a Cultural Algorithm[C]//Proc. of 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis, USA: IEEE Press, 2003.

[4] Jin Yaochu. A Comprehensive Survey of Fitness Approximation in Evolutionary Computation[J]. Soft Computing Journal, 2005, 9(1): 3-12.

[5] Knowles J. PraEGO: A Hybrid Algorithm with On-line Landscape Approximation for Expensive Multiobjective Optimization Problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(1): 50-66.

[6] Knowles J, Corne D W. Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149-172.

[7] 徐　佳, 张　卫. 人工免疫系统中的抗体生成与匹配算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(9): 181-183.

编辑　陆燕菲

(上接第 154 页)

参考文献

[1] Shamir A. How to Share a Secret[J]. Communication of the ACM, 1979, 22(11): 612-613.

[2] Pinch R G E. Online Multiple Secret Sharing[J]. Electronics Letters, 1996, 32(12): 1087-1088.

[3] Pang Liaojun, Wang Yumin. A New (*t*, *n*) Multi-secret Sharing Scheme Based on Shamir's Secret Sharing[J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 167(2): 840-848.

[4] Stadler M. Public Verifiable Secret Sharing[C]//Proc. of Eurocrypt'96. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1996: 190-199.

[5] 许春香, 肖国镇. 门限多秘密共享方案[J]. 电子学报, 2004, 32(10): 1688-1689.

[6] 甘元驹, 谢仕义, 付东洋. 防欺诈的动态(*t*, *n*)门限多秘密共享方案[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2006, 38(6): 131-134.

[7] 刘晓莉, 张建中, 郝修清. 一种动态(*t*, *n*)门限多重秘密共享方案[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(2): 516-517.

编辑　索书志