

动态多目标免疫优化算法及性能测试研究

钱淑渠^{1,2}, 张著洪¹

(1. 贵州大学 理学院, 贵州 贵阳 550025; 2. 贵州安顺学院 数学系, 贵州 安顺 561000)

摘 要:基于生物免疫系统的自适应学习、免疫记忆、抗体多样性及动态平衡维持等功能, 提出一种动态多目标免疫优化算法处理动态多目标优化问题. 算法设计中, 依据自适应 邻域及抗体所处位置设计抗体的亲和力, 基于 Pareto 控制的概念, 利用分层选择确定参与进化的抗体, 经由克隆扩张及自适应高斯变异, 提高群体的平均亲和力, 利用免疫记忆、动态维持和 Average linkage 聚类方法, 设计环境识别规则和记忆池, 借助 3 种不同类型的动态多目标测试问题, 通过与出众的动态环境优化算法比较, 数值实验表明所提出算法解决复杂动态多目标优化问题具有较大潜力.

关键词:动态多目标优化; 时变 Pareto 面; 环境跟踪; 自适应 邻域; 免疫算法

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2007)05-0068-10

Dynamic multi-objective immune optimization algorithm
and performance test

QIAN Shu-qu^{1,2}, ZHANG Zhu-hong¹

(1. College of Science, Guizhou University, Guizhou 550025, China; 2. Department of Mathematics, Anshun College, Anshun 561000, China)

Abstract :A dynamic multi-objective immune optimization algorithm suitable for dynamic multi-objective optimization problems is proposed based on the functions of adaptive learning, immune memory, antibody diversity and dynamic balance maintenance, etc. In the design of the algorithm, the scheme of antibody affinity was designed based on the locations of adaptive-neighborhood and antibody; antibodies participating in evolution were selected by Pareto dominance. In order to enhance the average affinity of the population, clonal proliferation and adaptive Gaussian mutation were adopted to evolve excellent antibodies. Furthermore, the average linkage method and several functions of immune memory and dynamic balance maintenance were used to design environmental recognition rules and the memory pool. The proposed algorithm was compared against several popular multi-objective algorithms by means of three different kinds of dynamic multi-objective benchmark problems. Simulations show that the algorithm has great potential in solving dynamic multi-objective optimization problems.

Key words :dynamic multi-objective optimization; time-varying Pareto front; environment tracking; adaptive-neighborhood; immune algorithm.

动态多目标优化(dynamic multi-objective optimization, DMO) 是指优化问题的目标函数、定义域、约束条件中至少有一个随时间而变化的多目标优化问题. 在工程应用领域, 大量此类问题急需解决^[1], 如: 交通信号灯控制、机器人控制、故障诊断

等. 尽管大量静态多目标进化算法已相继提出^[2], 其中较为典型的 2 种进化算法为 SPEAII^[3]和 NS-GAII^[4], 但寻求解决 DMO 的算法研究甚少^[5]. 文献[1-2, 6-7]报道了有关动态多目标进化算法的研究进展. 特别是 Marco 等在文献[2]中设计了 4 种动态多目标测试问题, 相应地, 提出了一种邻域搜索算法(direction-based method, DBM), 从性能测

收稿日期: 2006-12-05.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60565002).

试的角度,获得了该算法对环境的跟踪行为,但由于 DMO 是一类极为困难的动态优化问题,加之该算法属邻域搜索方法,致使其实时性需要重大改进. 2006 年 K. Deb 修改了静态的 NSGAI,获得适用于动态环境多目标问题求解的 DNSGAI - A^[8],该算法的自适应能力强,是一种很好的动态优化算法. 但如何利用合理的生物机理,设计有效的优化方法解决 DMO,仍是一个全新的课题. 近来,基于免疫机理的静态多目标免疫优化算法已有一些优越的多目标进化算法的研究成果^[9],但探讨解决 DMO 问题的免疫算法的研究几乎尚未启动. 尚荣华等^[10]基于克隆选择算法,利用非均匀变异、抗体间距离等方法获得了一种克隆选择动态多目标算法(CSADMO),并将其与 DBM 用于 2 个测试问题比较其性能. 尽管如此,DMO 免疫算法的研究仍然处于起步阶段,如何充分挖掘免疫系统的内在机理,选择合适的免疫学原理提出更有效的算法解决 DMO 问题,仍需不断努力. 基于此,借鉴免疫系统的自适应性、多样性及动态平衡维持、免疫记忆等功能,提出一种新的动态多目标免疫优化算法(dynamic multiobjective immune optimization algorithm, DMIOA),并将其与 DBM, DNSGAI - A 及 CSADMO 用于不同类型的测试问题展开比较分析,数值实验结果说明了本文算法在跟踪速度和执行效果上呈现出了一定的优越性.

1 问题描述

考虑如下动态多目标优化问题 (DMOP)

$$\min_{x \in D \subset R^n} f(x, t) = (f_1(x, t), f_2(x, t), \dots, f_m(x, t)).$$

式中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ D 为决策向量, $D \subset R^n$ 为定义域, $f_i(x, t)$ 为与时间有关的子目标函数. 注: 本文中时间 $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ 取离散值, 每一个 t 下的优化问题就是一个环境, 为环境总个数.

定义 1 对于给定环境 $t \in T$, 称向量 x 控制向量 (记为: $x < y$) 或向量 y 受控于向量 x , 如果 $f_i(x, t) \leq f_i(y, t) \quad \exists k, s. t. \quad f_k(x, t) < f_k(y, t), \quad 1 \leq i, k \leq m.$

定义 2 对给定环境 $t \in T$ 及有限子集 $X \subset D$, $x^* \in D$, 若不存在任何向量 $y \in X$, 使得 $x^* < y$, 则称 x^* 为 t 环境的非控个体. 特别, 若 $X = D$, 则称 x^* 为 t 环境的 Pareto 最优解.

2 免疫特征及算法运行机制

生物免疫系统具有分布性、自适应性和动态平

衡等特点,它具有学习、记忆、识别等功能,可用于开发免疫算法,实现智能信息处理. 所引用的免疫特征和原理如下:

1) 自适应性: 自然界中存在的抗原类型远远多于生物体内的抗体种类,因此入侵生物体的抗原具有随机性和不可预测性,但免疫系统会对不同的抗原,通过免疫细胞的增殖和分化,不断地产生新的抗体,最终生成亲和力较高的抗体消灭入侵抗原.

2) 动态平衡: 在应答过程中,抗原的对位与抗体的表位以及抗体之间的表位与对位进行识别与被识别,抗体不仅识别抗原,同时又识别其他抗体和被其他抗体识别,因此抗体具有识别和被识别的特性(二重性). 通过抗体表面的受体,抗体识别抗原,抗体与抗体之间相互识别和被识别,并形成了独特型免疫网络;在此网络中,被识别的抗体受到抑制,识别抗原及其他抗体的抗体得到促进和增殖,这种机制便构成了独特型免疫网络调节. 网络调节能使网络中抗体的总数目获得控制,并调节各种类型的抗体在免疫系统中的数目,使所有抗体的数目达到总体上平衡. 当抗原入侵免疫系统时,这种平衡遭到破坏,应答抗原能力强的 B 细胞进行增殖,并导致免疫应答,待抗原被清除后,依赖于免疫网络调节使抗体数目达到新的平衡.

3) 抗体多样性: 免疫系统在进化过程中通过细胞分裂、分化,抗体的二官能性,可对多种病原体产生相应的抗体. 抗体的高可变区的超突变及免疫系统浓度抑制机理,促使抗体库保存多样的抗体.

4) 免疫记忆: 免疫记忆是特异性免疫应答所特有的重要特征. 当免疫系统初次遇到抗原时,淋巴细胞需要一定的时间进行调整;免疫应答结束后,保留该抗原的记忆信息;当免疫系统再次遇到相同或结构相似的抗原时,在联想记忆下,免疫系统提取记忆细胞,应答速度大大提高.

基于以上所述,抗体动态跟踪抗原、自组织学习、自适应记忆的动态特性,为设计 DMIOA 求解 DMOP 提供了新思路. 在此,将问题 DMOP 视为环境,环境变化意指该问题随时间发生了改变. 对应于免疫学的术语,抗原视为环境,抗体对应给定环境下的候选解,记忆细胞为给定环境下的抗体群中非控个体,抗体和记忆细胞均使用实数编码. 在这些约定下,借助以上涉及的免疫系统特性,获得 DMIOA 的流程图(图 1). 此图由内循环和外循环 2 部分构成,通过环境判别规则进行切换;内循环解决给定环境下的优化问题,同时对记忆集进行更

新;外循环的主要作用在于更新记忆池,保存不同环境的统计特征值及产生相似、相同或新环境下的初始抗体群.另外,在此图中, N 为群体规模, β 为分层选择率($0 < \beta < 1$), N_e 为所获非控个体数, v_t 为第 t 环境下算法执行的当前时刻, T_t 表示当前环境保持不变的允许最大时间,“ $e=0$?”用于识别下一环境是否为新环境;当为新环境时, $e=0$;当为相似或相同环境时, $e=1$.

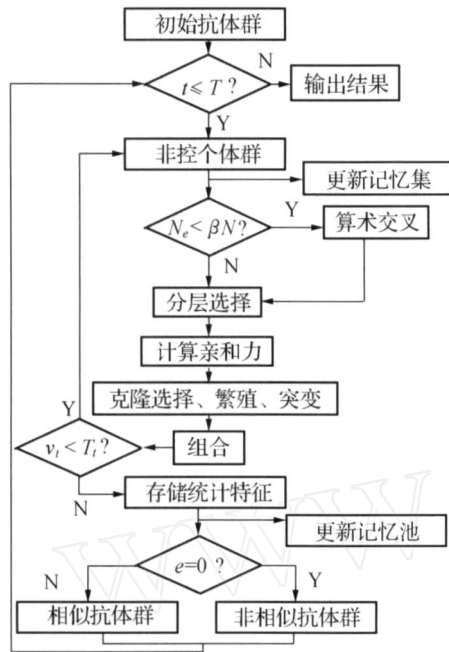


图1 DMIOA 的流程图
Fig.1 Flowchart of DMIOA

3 算法的描述与设计

3.1 算法描述

基于以上免疫特征、机理及算法流程图 1, DMIOA 可描述为

- 1) 随机产生规模为 N 的初始抗体群 A , 置 $t = 1$, 确定选择率 β .
- 2) 判断 $t > T$? 若是, 置 $v_t = 0$ 及置记忆集 $M_t = \phi$, 转入 3); 否则, 输出统计结果.
- 3) 确定由 A 中非控个体构成的群体 B , 其群体规模记为 N_e .
- 4) 更新记忆集.
复制 B 中所有抗体进入 M_t , 并清除 M_t 中受控个体和相同的个体.
若 M_t 的规模大于给定的值 S_e , 则利用 Average linkage 法聚类^[11].
- 5) 若 $N_e < \beta N$, 则转 6); 若否, 转 7).

6) 经由算术交叉获 $N - N_e$ 个新抗体插入 B 中, 并转入 7).

7) 分层选择作用于 B , 获抗体群 C .

8) 计算 C 中抗体的亲和力, 并实施免疫算子:

以 β 为选择率在 C 中选取 $\lfloor \beta N \rfloor$ 个亲和力较高的抗体构成群体 D , 其中 $0 < \beta < 1$;

克隆算子^[11]作用于 D , 获克隆群 K ;

突变算子作用于 K , 获突变群 E ;

组合 B 和 E , 计算抗体的亲和力, 选取 N 个较高亲和力抗体构成群体 F .

9) 若 $v_t < T_t$, 则 $A = F$, 转 3); 若否, 存储当前环境的统计特征, 更新记忆池, 置 $t = t + 1$, 转 10).

10) 实施环境判别规则, 判断此环境是否与以前的某环境相似, 若是, 则从记忆池中此环境对应的记忆集中抽取 m_2 ($m_2 < S_e$) 个记忆细胞, 并随机产生 $N - m_2$ 个新抗体构成当前环境的初始群体 A ; 若否, 则随机生成 N 个抗体构成初始群体 A , 转 2).

评注 该算法通过分层选择确保优秀的抗体参与进化, 加速算法的收敛速度. 4) 通过记忆集来保存非控个体, 使用 Average linkage 聚类, 防止记忆集无限扩大, 且有助于使所获非控面的分布较均匀; 5) 和 6) 主要是防止算法进化中参与进化的非控个体过少, 导致算法搜索效果差等现象, 其中, 6) 是为防止进化初期所获非控个体太少而设计, 交叉方式为: 分别在群体 B 和 A 中随机抽取一个抗体经由算术交叉获新抗体, 经 $N - N_e$ 次便获相应数目新抗体, 9) 依据算法实际运行的时间, 确定该环境是否继续进行, 此更能体现算法的实时性; 同时, 使用存储统计特征模块来保存不同环境的统计特征, 便于分析不同环境算法的搜索效果; 10) 通过判别环境的相似性, 确定初始抗体群的产生方式, 目的是利用免疫系统的再次应答, 加快算法在相似环境的寻优速度.

3.2 免疫算子模块设计

1) 分层选择^[4]

根据群体 B 中抗体在群体中的受控或被控情况, 计算各抗体被控的个数, 根据抗体的被控个数的值由小到大排序所有抗体, 被控个数为 0 的抗体放在第 0 层, 被控个数为 1 的放在第 1 层, 如此, 然后由低层向高层依次选择 $\text{round}(\beta N)$ 个抗体, 便获抗体群 C , 在此, $\text{round}(x)$ 是不超过 x 的最大整数.

2) 亲和力

设 A 为给定环境 t 的抗体群, 则抗体 $x \in A$ 的亲和力设计为

$$af f(x,t) = raw(x,t) + \frac{k_1}{f(x,t)}. \quad (1)$$

式中: $raw(x,t) = \frac{1}{1 + |S(x,t)|}$ 为抗体 x 在其 (t) 邻域内的浓度; $S(x,t)$ 为该环境下, 抗体群 A 中抗体 x 的 (t) 邻域内, 所有抗体 $y(y \neq x)$ 构成的集合, 即

$$S(x,t) = \{y: f(x,t) - f(y,t) \leq m_1, y \in A, y \neq x\},$$
$$(t) = \begin{cases} \frac{k_1}{n(t)}, 1 \leq n(t) \leq m_1, \\ \frac{k_2}{m_1}, n(t) > m_1. \end{cases} \quad (2)$$

式中: k_1, k_2 为可调参数, m_1 为大于 1 的正整数, $n(t)$ 为 t 环境的当前代数, 此设计的目的在于使算法在最终所获的非控面有较好的分布; 式(1)中右边的第 1 项说明若某抗体的邻域内的抗体数较少, 则其亲和力偏高, 反之则偏低, 此有助于被选中个体分布均匀; 第 2 项有助于提高算法的搜索性能.

3) 亲和突变
设 x 为参与突变的抗体, 则其突变概率设计为

$$R(x) = 1 - k_3 \cdot \exp\left(\frac{af f(x) - af f_{\max}}{af f_{\max} - af f_{\min}}\right). \quad (3)$$

式中: $0 < k_3 < 1$, $af f_{\max}, af f_{\min}$ 分别为抗体群中最大、最小亲和力. 突变方式为多项式突变^[14].

4) 更新记忆池
由于随环境的变化, 各环境所获的最好解之间不能比较优劣; 相应地, 相同、相似或不同抗原所对应的记忆细胞之间不能比较各自的优劣, 这导致记忆池的容量将逐渐增大; 为了克服此问题, 降低算法的计算复杂度, 记忆池由若干类记忆集构成, 具体设计如下:

将环境划分成若干类, 每一类由相同或相似环境构成. i 由第 i 类环境中各环境下算法所获记忆细胞构成, 特别地, 若 i 仅由一种环境下的记忆细胞构成, 则表示该环境属于新环境; 反之, 若 i 由多种环境的记忆细胞构成, 则这些记忆细胞的各分量被等价转化为 $[0, 1]$ 区间上的值, 进一步, i 中仅保存 m_2 个记忆细胞, 若超出此数, 则计算各记忆细胞的浓度^[13], 保存浓度大的 m_2 个记忆细胞.

5) 统计特征存储
该模块用于保存算法在每一环境中获得的统计特征, 存储:

算法最终获得的记忆集及记忆细胞的平均浓度.

算法执行中, 相邻两代的抗体群间相互的覆盖率.

6) 环境判别规则
首先随机生成 m_0 个候选解构成集合 $M = \{x^i, 1 \leq i \leq m_0\}$, 然后依据下列式子确定环境 t 是否有相似环境:

$$(t, k) = \frac{\sum_{i=1}^{m_0} |f(x^i, t) - f(x^i, k)|}{m_0 \max_{x^i \in M} \{f(x^i, t) - f(x^i, k)\}}. \quad (4)$$

式中: k 为 1 与 $t-1$ 之间的正整数; 若 $(t, k) < 10^{-2.5}$ 则确定满足此条件的第 1 个 k 值, 并认为环境 t 和环境 k 是相似环境, 否则为非相似环境.

4 性能测试准则

给定算法 A 与算法 B 在环境 t 分别执行 G 次; S_{tm}^A, S_{tm}^B 分别是此两算法在该环境中第 m 次执行所获非控解集.^[3]

1) 平均覆盖率. 定义映射 $(S_{tm}^A, S_{tm}^B) \rightarrow [0, 1]$, 即

$$(S_{tm}^A, S_{tm}^B) = \frac{|\{x^B \in S_{tm}^B / \exists x^A \in S_{tm}^A: x^A \leq x^B\}|}{|S_{tm}^B|}. \quad (5)$$

则在环境 t 下, 算法 A 对算法 B 的平均覆盖率为

$$C(A, B) = \frac{1}{G} \sum_{k=1}^G (S_{tk}^A, S_{tk}^B). \quad (6)$$

若 $C(A, B) = 1$, 则在环境 t , 算法 B 所获非控解集完全被算法 A 的覆盖.

2) 平均浓度、平均覆盖. 平均浓度 $D(t)$ 和平均覆盖 $H(t)$ 可分别用于度量算法 A 所获非控解集的整体分布状况及覆盖的范围, 基于文献[9]的设计, 它们被设计为

$$D(t) = \frac{1}{G_1 \cdot m \cdot G} \sqrt{\frac{1}{|S_{tm}^A| - 1} \sum_{i=1}^{|S_{tm}^A|} (\bar{d}_{im} - d_{im})^2}, \quad (7)$$

$$H(t) = \frac{1}{G_1 \cdot m \cdot G} \max_{\substack{j,j \in |S_{tm}^A| \\ x^i, x^j \in S_{tm}^A}} \{ |x^i - x^j| : x^i, x^j \in S_{tm}^A \}. \quad (8)$$

式中:

$$d_{im} = \min_{j \in |S_{tm}^A|} \{ |x^i - x^j| : x^i, x^j \in S_{tm}^A \},$$

$$\overline{d_{im}} = \frac{1}{|S_{im}^A| - 1} \sum_{i \in S_{im}^A} d_{im}.$$

3) 收敛行为

设 $X_m^n(n \geq 2)$ 为算法 A 在第 t 环境第 m 次执行中,第 n 代所得的记忆集合, 则其收敛性可由下式度量:

$$P_{G_t}(t) = \frac{1}{G|l_0| - m - G_t + n + 1 - l_0} \sum_{i \in X_m^n} P(i, m, t). \quad (9)$$

式中: $l_0 \in Z^+$,

$$P(i, m, t) = \frac{1}{2} [C(X_m^i, X_{m-1}^{i-1}) + C(X_{m-1}^{i-1}, X_m^i)].$$

式(9)表明, 若 $\lim_{G, n} P_{G_t}(t) = 0$, 则算法 A 在环境 t 有很好的收敛性.

5 数值实验

选取参与比较的算法为 DBM, DNSGAII - A 及 CSADMO, 各算法的初始群体规模均为 $N = 80$. 在给定环境下, 指定保存此 3 种算法及 DMIOA 所获非控个体的集合的规模均为 80, 也假定环境总个数为 7, 即 $T = 7$. 由于算法在解决给定环境优化问题时, 其执行时间是评价动态环境优化算法的性能之一^[1], 为此, 对 DNSGAII - A、CSADMO 及 DMIOA, 规定其在每个环境内的执行时间 $T_i = 5$ s, 而对于 DBM, 由于其结构设计的特殊性, 指定每次执行的最大迭代数为 20 000, 这要求 DBM 对每个测试问题在每一次执行中至少需要 162 s(见表 2), 即 $T_i = 162$ s. 各算法对每一测试问题的各环境分别独立执行 30 次, 即 $G = 30$, 获相应的统计特征值及 DBM 在每个环境的平均执行时间(表 2). DBM 的进化策略中的突变概率为 0.35, 梯度搜索法中停机精度 $= 0.01$; 其他算法参数值的选取可参考文献[10 - 11]; 对于 DMIOA, 除了 $m_2 = 10$ 外, 其他参数如表 1.

表 1 DMIOA 算法参数设置
Table 1 DMIOA's Parameter settings

参数	k_1	k_2	k_3	m_0	m_1
值	0.4	0.7	0.2	1	0.95
				20	100

问题 1 FDA1^[2]

$$\min f(x) = (f_1(x), f_2(x)),$$

$$\text{s. t. } f_1(x_1) = x_1, f_2(x) = g(1 - \sqrt{\frac{f_1}{g}}),$$

$$g(x) = 1 + \sum_{i=1}^n (x_i - G(t))^2,$$

$$G(t) = \sin(0.5 \cdot t/10),$$

$$x_1 = (x_1) \in [0, 1],$$

$$x = (x_2, x_3, \dots, x_{30}) \in [-1, 1].$$

表 2 DBM 对各问题在不同环境独立运行
30 次所需平均时间

Table 2 DBM: Average run time for each environment of the given problem with respectively 30 executions / min

环境 t	1	2	3	4	5	6	7
问题 1	2.8	2.8	2.7	2.7	2.7	2.7	2.7
问题 2	2.9	2.8	2.8	2.8	2.8	2.8	2.8
问题 3	2.8	3.0	2.9	2.9	2.9	2.9	2.9

该问题的理论 Pareto 面满足 $f_2 = 1 - \sqrt{f_1}$. 各算法在 7 个环境中分别独立执行 30 次后所获的统计值及平均覆盖率如表 3、4; 此 3 种算法借助式(9), 所获收敛行为曲线如图 2, 但由于 DBM 是一种邻域搜索算法, 其结构的特殊性使得在此不能描述出其搜索曲线; 各算法在各环境中执行一次所获的非控面比较如图 3. 表 3 是各算法对各环境独立运行 30 次所获非控解集的平均浓度、平均覆盖比较, 由此表获知: 参与比较的 3 种算法所获非控解集的平均浓度较差, 其中 DBM 最差, DNSGAII - A、CSADMO 稍好, 而 DMIOA 所获效果较好; 由各环境所获非控解集平均覆盖获知: DNSGAII - A、CSADMO 稍差, DBM 及 DMIOA 较好. 表 4 是各算法对各环境所获平均覆盖率比较, 其中 X^{DB} 、 X^{DN} 、 X^{CS} 、 X^{DM} 分别为算法 DBM、DNSGAII - A、CSADMO、DMIOA 所获非控解集, 由此表获知: DMIOA 与 DNSGAII - A 在各环境效果较接近, 而 CSADMO 及 DBM 效果较差. 图 2 是 DNSGAII - A、CSADMO、DMIOA 对各环境独立运行 30 次所获平均收敛曲线, n 是实际时刻算法所对应的代数, 由图 2 可知, 三算法在给定时间内运行的最大代数均有所不同, DMIOA 在较少的代数内收敛行为曲线接近 0, 而其他两算法收敛较慢. 图 3 是各算法在各环境所获非控面的点分布比较; 为便于图形直观, 将目标函数值 f_2 以 $t = 0.2t$ 平移, 由图获知: DNSGAII - A 收敛较好, 但其在 f_1 接近于 1 的点较难找到, 而 CSADMO 及 DBM 分布较好, 但收敛稍差, 而 DMIOA 所获非控面的点分布较均匀, 且与 DNSGAII - A 收敛行为曲线相似, 此也可由表 4 获知.

表 3 问题 1 :各算法对各环境独立运行 30 次所获非控解集的平均浓度及平均覆盖比较

Table 3 Comparison of average density and average coverage on undominated solution sets found by the algorithms for problem 1 in each environment with respectively 30 executions.

t		1	2	3	4	5	6	7
CSADMO	$D(t)$	0.060 1	0.057 8	0.054 4	0.051 7	0.050 0	0.045 9	0.040 1
	$H(t)$	1.077 8	1.054 1	1.040 8	1.032 6	1.029 2	1.025 4	1.017 7
DNSGAII- A	$D(t)$	0.056 7	0.056 4	0.055 9	0.057 6	0.056 2	0.060 2	0.058 9
	$H(t)$	1.044 5	1.045 1	1.045 7	1.048 6	1.049 2	1.050 4	1.051 5
DBM	$D(t)$	0.033 0	0.024 9	0.036 3	0.025 0	0.036 4	0.029 0	0.034 3
	$H(t)$	1.138 5	1.069 1	1.143 0	1.095 8	1.160 6	1.121 6	1.163 7
DMIOA	$D(t)$	0.063 4	0.064 5	0.064 9	0.053 7	0.066 8	0.056 9	0.057 0
	$H(t)$	1.085 1	1.096 7	1.117 1	1.128 6	1.085 5	1.050 1	1.057 8

表 4 问题 1 : 各算法对各环境独立运行 30 次所获非控解集平均覆盖率的比较

Table 4 Comparison of average coverage rates on undominated solution sets found by the algorithms for problem 1 in each environment with respectively 30 executions

环境 t	1	2	3	4	5	6	7
C(XDM , XDB)	0.820	0.594	0.506	0.458	0.563	0.665	0.736
C(XDB , XDM)	0.026	0.053	0.064	0.068	0.047	0.043	0.031
C(XDM , XDN)	0.189	0.502	0.290	0.307	0.215	0.209	0.176
C(XDN , XDM)	0.725	0.527	0.375	0.328	0.285	0.254	0.198
C(XDM , XCS)	0.807	0.749	0.722	0.723	0.770	0.699	0.738
C(XCS , XDM)	0.006	0.007	0.011	0.011	0.005	0.017	0.008

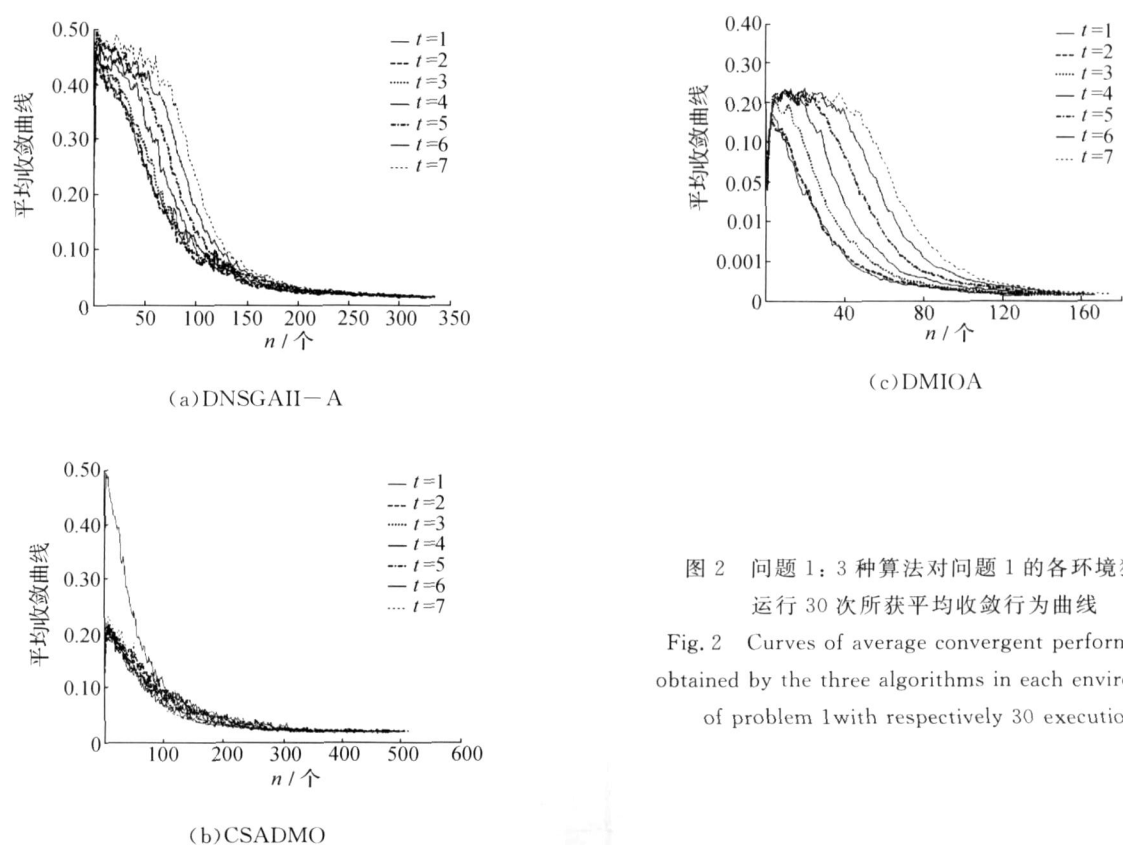
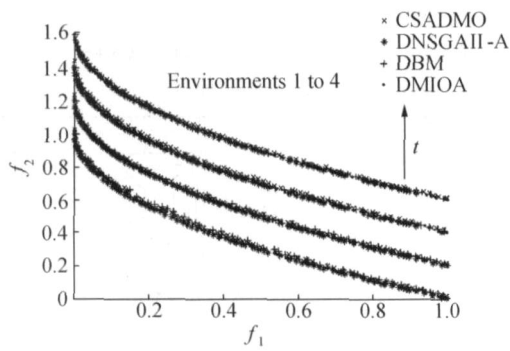
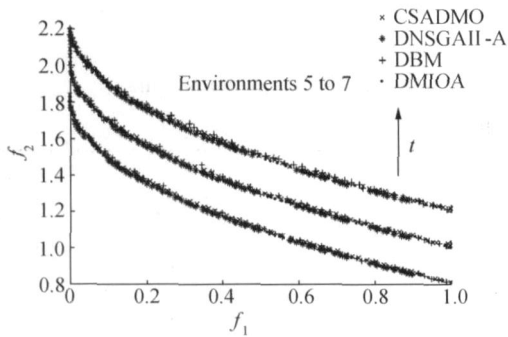


图 2 问题 1: 3 种算法对问题 1 的各环境独立运行 30 次所获平均收敛行为曲线

Fig. 2 Curves of average convergent performances obtained by the three algorithms in each environment of problem 1with respectively 30 executions



(a) 环境 1~4 (Environments 1 to 4)



(b) 环境 5~7 (Environments 5 to 7)

图 3 问题 1: 以上 4 种算法在不同环境中获得的非控面比较

Fig. 3 Problem 1: Comparison of undominated fronts found by the four algorithms in different environments.

表 5 问题 2 各算法对各环境独立运行 30 次所获非控解集的平均浓度及平均覆盖比较

Table 5 Comparison of average density and average coverage on undominated solution sets found by the algorithms for problem 2 in each environment with respectively 30 executions.

环境 t		1	2	3	4	5	6	7
CSADMO	$D(t)$	0.275 6	0.410 0	0.460 3	0.471 0	0.475 8	0.462 3	0.474 0
	$H(t)$	2.487 8	3.433 7	3.002 4	2.963 5	3.168 7	3.065 5	3.199 9
DMSGAI - A	$D(t)$	0.199 7	0.200 8	0.198 8	0.192 1	0.213 4	0.205 9	0.201 7
	$H(t)$	2.385 4	2.276 6	2.368 3	2.380 2	2.397 6	2.368 9	2.311 1
DBM	$D(t)$	0.045 2	0.040 2	0.039 2	0.039 7	0.040 0	0.040 7	0.039 0
	$H(t)$	1.415 8	1.416 4	1.416 7	1.416 7	1.416 8	1.416 9	1.416 9
DMIOA	$D(t)$	0.313 8	0.415 2	0.517 8	0.530 9	0.534 2	0.427 8	0.537 5
	$H(t)$	3.187 3	3.293 1	3.297 2	3.431 0	3.511 4	3.424 1	3.556 3

表 6 问题 2 各算法对各环境独立运行 30 所获非控解集的平均覆盖率比较

Table 6 Comparison of average coverage rates on undominated solution sets found by the algorithms for problem 2 in each environment with respectively 30 executions.

环境 t	1	2	3	4	5	6	7
C(XDM, XDB)	0.890	0.785	0.882	0.636	0.660	0.587	0.738
C(XDB, XDM)	0.001	0.008	0.022	0.004	0.003	0.004	0.007
C(XDM, XDN)	0.802	0.321	0.486	0.521	0.500	0.526	0.511
C(XDN, XDM)	0.031	0.122	0.424	0.419	0.320	0.316	0.223
C(XDM, XCS)	0.240	0.363	0.367	0.390	0.517	0.396	0.465
C(XCS, XDM)	0.198	0.107	0.176	0.182	0.353	0.374	0.375

问题 2 FDA2^[2]

$$\min f(x) = (f_1(x), f_2(x))$$

s. t.

$$f_1(x_1) = x_1, f_2(x_1, f_1, g) =$$

$$g(1 - (f_1/g)^{(H(t)+x_i)} x_1^{(x_i-H(t))^2-1}),$$

$$g(x) = 1 + \frac{x_i^2}{x_i - x_{11}}, \overline{H}(t) =$$

$$0.75 + 0.7\sin(0.5 - t/10),$$

$$x_1 = (x_1) \quad [0, 1], x, x_1 \quad [-1, 1].$$

选取 $|x| = |x_1| = 15$. 由于 $H(t)$ 随环境 t 变化, 致使理论 Pareto 面由凸变为非凸. 类似于问题 1 的方式, 各算法对此问题在每环境中独立执行 30 次, 所获统计值如表 5、6, 一次执行所获每一环境的非控面如图 4; 限于篇幅, 各算法的收敛行为曲线被省略.

由表 5 获知, DBM 及 DMSGAI - A 对各环境所获解集的平均浓度较差, DMIOA 较好, 由所获非控解集的平均覆盖知, DMIOA 较好, CSADMO 较其他两算法好. 表 6 是各算法所获非控解集的平均覆盖比较, 由此获知, 在每一环境中, DMIOA 获得的非控解的整体质量均比其他算法的要好. 图 4 是各算法对各环境执行一次所获非控面的点分布比较, 同样为便于图形直观, 将 f_1 以 $t = 0.1t$ 平移, f_2 以 $t = 0.2t$ 平移, 由图获知: DBM 的搜索效果比其他算法的要差.

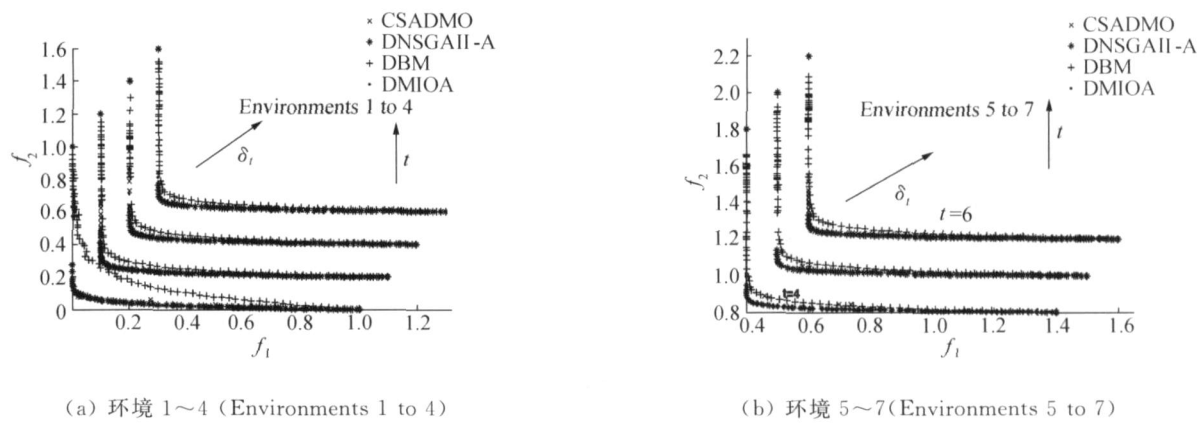


图 4 问题 2: 以上 4 种算法在不同环境中获得的非控面比较

Fig.4 Problem 2: Comparison of undominated fronts found by the four algorithms in different environments.

问题 3 FDA3^[2]

$\min f(x) = (f_1(x), f_2(x))$

s. t.

$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^{F(t)}, f_2(x) = g(1 - \sqrt[n]{g})$,

$g(x) = 1 + G(t) + \sum_{i=1}^n (x_i - G(t))^2$,

$G(t) = |\sin(0.5 \cdot t/10)|$,

$F(t) = 100\sin(0.5 \cdot t/10)$,

$x_1 \in [0, 1], x \in [-1, 1]$.

此问题中 $|x_1| = 5, |x| = 25$. 类似于以上问题的解决方法, 可获得表 7、8 及图 5.

表 7 问题 3 各算法对环境独立运行 30 次所获非控解集平均浓度及平均覆盖比较

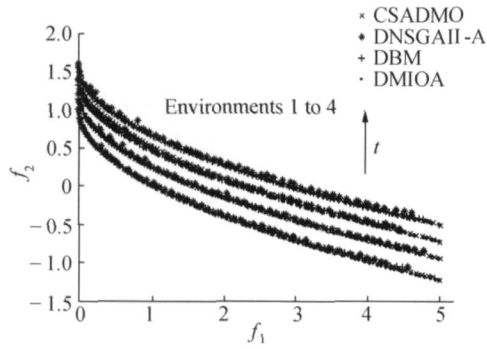
Table 7 Comparison of average density and average coverage on undominated solution sets found by the algorithms for problem 3 in each environment with respectively 30 executions.

环境 t		1	2	3	4	5	6	7
CSADMO	D(t)	0.179 8	0.171 1	0.175 3	0.172 2	0.182 4	0.184 2	0.178 2
	H(t)	2.469 4	2.429 2	2.444 1	2.461 7	2.406 4	2.262 0	2.252 5
DMSGAI-A	D(t)	0.116 1	0.103 1	0.105 6	0.109 5	0.114 3	0.115 6	0.116 7
	H(t)	2.317 7	2.248 4	2.110 5	1.915 5	1.707 1	1.577 3	1.470 4
DBM	D(t)	0.043 1	0.043 7	0.040 6	0.041 6	0.040 1	0.040 7	0.043 5
	H(t)	1.415 8	1.416 3	1.416 6	1.416 8	1.416 9	1.416 9	1.417 0
DMIOA	D(t)	0.192 2	0.189 2	0.261 3	0.272 9	0.264 1	0.190 5	0.188 2
	H(t)	2.440 0	2.695 9	2.512 6	2.705 3	2.847 8	2.422 1	2.637 1

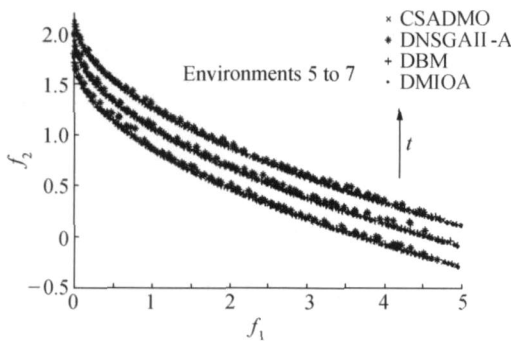
表 8 问题 3 各算法对各环境独立运行 30 次所获非控解集平均覆盖率比较

Table 8 Comparison of average coverage rates on undominated solution sets found by the algorithms for problem 3 in each environment with respectively 30 executions.

环境 t	1	2	3	4	5	6	7
C(XDM, XDB)	0.549	0.261	0.285	0.290	0.345	0.328	0.295
C(XDB, XDM)	0.021	0.029	0.011	0.013	0.024	0.036	0.029
C(XDM, XDN)	0.801	0.783	0.820	0.863	0.802	0.834	0.806
C(XDN, XDM)	0.013	0.017	0.009	0.005	0.018	0.008	0.014
C(XDM, XCS)	0.602	0.316	0.713	0.256	0.416	0.378	0.308
C(XCS, XDM)	0.017	0.019	0.019	0.028	0.024	0.145	0.218



(a) 环境 1~4 (Environments 1 to 4)



(b) 环境 5~7 (Environments 5 to 7)

图5 问题3: 以上4种算法在不同环境中获得的非控面比较

Fig. 5. Problem 3: Comparison of undominated fronts found by the four algorithms in different environments.

由表7可知,对于该问题,DBM所获解的平均浓度及平均覆盖较差,DMIOA较好,其次为CSADMO.同样由表8可知,DMIOA所获非控解集覆盖其他算法所获非控解集的比率大,表明其比其他算法有更强的收敛能力.同样将各算法所获非控面的目标函数值 f_2 以 $t=0.2t$ 向上平移所获非控面(图5);由图获知:DNSGAI-A所获非控面的点的分布较差,例如,当在 f_1 趋于1时,DNSGAI-A很难发现非控解,且收敛较差;而CSADMO、DBM、DMIOA所获非控面的点分布较均匀、范围较广,但DBM在环境3内找到的非控解较少,CSADMO在一些环境收敛稍差.

6 结论

本文基于生物免疫系统的主要机理及特征,提出一种动态多目标免疫优化算法.算法设计的重点在于抗体亲和力和动态克隆选择,记忆池的处理及

环境判别规则设计等.经由引用3种不同类型的测试函数,以及选取较为出色的3种算法加以比较,结果表明所获算法比其它算法跟踪时变Pareto面速度快,且所获非控面的点分布较均匀,统计结果表明其收敛性能好.但是,本文仅作了初步探索,此方面的研究还有待进一步深入.

参考文献:

- [1] BINGUL Z. Adaptive genetic algorithms applied to dynamic multiobjective problems[J]. Applied Soft Computing, 7(2007) 791 - 799.
- [2] FARINA M, DEB K, AMATO P. Dynamic multiobjective optimization problems: test case, approximations, and applications[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(5): 425 - 442.
- [3] ZITZLER E, LAUMANN S M, THIEL E L. SpeaII: improving the strength pareto evolutionary algorithm[A]. Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control with Applications to Industrial Problems[C]. Athens, Greece, 2001.
- [4] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A fast elitist nondominated sorting genetic algorithm for multiobjective optimization: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182 - 197.
- [5] JIN Y, BRANKE J. Evolutionary optimization in uncertain environments-A survey[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(3): 303 - 317.
- [6] AMATO P, FARINA M. An life-inspired evolutionary algorithm for dynamic multiobjective optimization problems[A]. In WSC[C]. [S.l.], 2003.
- [7] HATZAKIS I, WALLACE D. Dynamic multiobjective optimization with evolutionary algorithm: a forward-looking approach [A]. GECCO '06 [C]. Washington, USA, 2006.
- [8] DEB K, UDAYABARN, KARTHIK S. Dynamic multiobjective optimization and decision-making using modified NSGA-II: a case study on hydro-thermal power scheduling bi-objective optimization problems[R]. KanGAL Report, 2006.
- [9] COELLO C A, CRUZ Cort N. Solving multiobjective

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

[10]SHANG R H, JIAO L C, GONG M G, et al. Clonal selection algorithm for dynamic multiobjective optimization[A]. CIS 2005[C]. Berlin: Springer-Verlag, 2005.

[11]黄席越, 张著洪, 何传江,等. 现代智能算法理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.

作者简介:



钱淑渠, 男, 1978 年生, 硕士, 主要研究方向为智能算法.



张著洪, 男, 1966 年生, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为控制理论与计算智能.

E-mail: sci.zhzhang@gzu.edu.cn.

IEEE International Conference on Information and Automation

Main Theme :

The ICIA 2008 is renamed from the IEEE International Conference on Information Acquisition to provide a forum for researchers in the interdisciplinary areas of information and automation sciences and engineering. The theme of this conference is "Integration of information technologies and automation". All accepted papers will be EIndexed.

Co-sponsors :

- IEEE Robotics and Automation Society
- National University of Defense Technology
 - Chinese University of Hong Kong
 - Chinese Academy of Sciences

Important Dates :

January 15 , 2008	Submission of full papers
February 28 , 2008	Proposals of workshops/ tutorials
March 15 , 2008	Paper acceptance
April 15 , 2008	Final Paper Submission

Secretariat :

Miss Pat Chan
Department of Mechanical and Automation Engineering ,
The Chinese University of Hong Kong , Shatin , NT , Hong Kong
Tel: (852) - 26098056 , Fax: (852) 26003 - 6002
Email: pchan@mae.cuhk.edu.hk