

解空间定向优化的快速免疫算法研究及其应用

程 呈^{1†}, 高 敏¹, 刘晓光², 周 晗³

(1. 军械工程学院 导弹工程系精确制导技术研究所, 石家庄 050003; 2. 军械工程学院
电子与光学工程系, 石家庄 050003; 3. 中国人民解放军驻七八九工厂军事代表室, 重庆 400060)

摘 要: 为减少免疫算法应用时的计算量,对免疫算法的原理进行研究,提出一种基于药物辅助的免疫算法,并研究其在函数优化方面的应用. 类比人体免疫系统机理,增加药物治疗环节. 改进算法是将原始目标函数进行分割,当算法寻找到某一局部极小值后,在原始目标函数的基础上更新搜索区域,提高收敛速度,降低计算量. 最后通过仿真实验验证了所提出算法在多峰函数的寻优问题应用中的可行性和优越性.

关键词: 药物辅助; 免疫算法; 函数寻优; 收敛性; 局部极值

中图分类号: TP183 **文献标志码:** A

Research and application of fast immune algorithm for solution space directional optimization

CHENG Cheng^{1†}, GAO Min¹, LIU Xiao-guang², ZHOU Han³

(1. Department of Precision Guidance Technology Research Institute, Missile Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China; 2. Department of Electronic and Optical Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China; 3. The Military Representative Office at No.789 Factory, Chongqing Military Representative Bureau, PLA, Chongqing 400060, China)

Abstract: In order to reduce the calculation amount of immune algorithm application, the principle of artificial immune algorithm is analyzed in this paper, an artificial immune algorithm based on auxiliary medicine is proposed, and then, its application in function optimization is studied. The process of traditional immune algorithm is changed, with a medical treatment in it to promote the human immune system to eliminate foreign antigens. The novel immune algorithm divides the original objective function. When a local minimum is found in the global search process, the search area is updated. Finally, the algorithm is used to search for the minimum value of multimodal functions, and the simulation experiments verify the feasibility and superiority of the proposed algorithm.

Keywords: auxiliary medicine; immune algorithm; function optimization; astringency; local extremum

0 引 言

生物免疫系统是由许多免疫细胞、免疫活性分子和免疫器官等子系统组成的复杂系统,这些子系统之间存在着复杂的相互关系,具有能识别“自己”和“非己”,清楚和消灭异物的功能^[1]. 免疫算法(IA)是模拟生物免疫系统机理的一种新颖的系统优化及控制的方法,其核心思想是寻找免疫系统中的最优抗体来消灭系统外部抗原. 作为人工智能领域的一个重要分支,IA在优化设计^[2-3]、智能控制^[4]、模式识别^[5]、故障诊断^[6]、网络安全^[7]等方面得到了广泛应用. 但IA同时存在早熟现象及在寻优的后期搜索效率降低

的不足,这些缺点限制了IA在一些大数据处理工程中的应用能力.

为提高IA的工程适用范围,增强算法的收敛能力,专家学者提出了一系列改进的免疫算法. 文献[8]克服了人工蜂群算法收敛速度慢、搜索精度不高的问题,将蜂群与免疫克隆思想相结合,提高了算法的收敛精度和全局搜索能力. 文献[9-10]将蜂群算法的优势与免疫算法相结合,去粗取精,使改进算法效果更优. 文献[11]将混沌理论引入免疫算法中,提出了基于混沌原理的免疫算法,算法的搜索能力得到了改善. 以上算法的改进思想可以概括为:相关理论、算

收稿日期: 2016-05-26; 修回日期: 2016-10-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(31200777); 武器装备预研基金重点项目(9140A05040114JB34015); 武器装备预研基金项目(9140A05040213JB340699).

作者简介: 程呈(1991—),男,博士生,从事精确制导技术、红外与毫米波制导技术的研究; 高敏(1963—),教授,博士生导师,从事弹药智能化与信息化、计算机视觉、精确制导、图像末制导等研究.

†通讯作者. E-mail: clarence.oec@sina.com

法与免疫算法有机结合,突出各自算法优势,使得改进算法在寻优精度、适应能力方面有所提高。

另一些专家学者从免疫算法本身出发,对算法的相关不定参数进行研究,也取得了不俗的效果.文献[12]对免疫算法的变异率进行了研究,利用周期免疫率取代固定免疫率,使得算法在函数优化方面的能力得到提升.文献[13]针对免疫算法中的不同参数对算法本身的影响进行了详细的分析,着重分析了变异率、浓度阈值、记忆库规模的影响程度,最后进行了仿真实验评价.免疫算法已经成为现代优化算法的热点,许多涉及到寻优的实际问题通过该算法得到了有效解决.文献[14]将免疫算法应用到求解武器-目标分配的问题上,引入Memetic局部更新技术,提高了收敛精度.文献[15]利用免疫算法对防空火力分配模型进行了优化。

本文从降低算法计算量的角度出发,参考人体免疫系统识别、消灭外来异物和抗原的过程,结合药物辅助的手段,加快人体免疫系统消灭外来抗原,使得机体能够更快地恢复健康,提出一种基于药物辅助的免疫算法(AMIA).AMIA与传统IA相比,其创新点为:增加了药物治疗环节,该环节作用于局部最优点,将局部最优点上方的区域记为免疫区域,免疫区域内的点便不再进行搜索.通过重新划分目标函数区域,降低了AMIA的计算量,提高了算法的收敛速度,增强了算法实时性,算法的适用范围更广,为解决实际问题提供了新的思路。

1 AMIA的原理及改进思路

免疫算法模拟了免疫系统识别、消灭外部抗原的过程,首先对原始免疫算法的相关概念进行分析。

1) 免疫.指生物机体发生特异性的免疫应答,排除抗原性异物,以维持机体的平衡^[16],本文的免疫指的是对目标函数的寻优过程。

2) 抗原.指生物机体内外,任何可诱发免疫反应的物质,本文的抗原是相关目标函数。

3) 抗体.指生物机体针对相应抗原产生的特异性蛋白质,本文的抗体是针对特定目标函数的最优值。

4) 亲和力.指生物机体中抗原与抗体、抗体与抗体之间的关系度,本文的亲和力包括候选解与目标函数、候选解与候选解之间的关联程度,通过亲和力的判断来进行下一步的变异和克隆。

5) 变异.指亲子之间以及子代个体之间性状表现存在差异的现象,本文的变异指制导律候选解更新过程中产生的差异.需要说明的是,变异对于IA而

言,虽然在一定程度上能够避免算法的早熟现象,但是变异的不确定性同样会导致算法在寻优的过程中重复寻优、效率低等问题,造成重复计算,增加算法的收敛时间。

6) 克隆.指生物机体通过体细胞进行的无性繁殖形成的基因型完全相同的后代个体组成的种群,本文的克隆指候选解的复制过程。

IA针对不同的抗原(目标函数),寻找最优抗体(最优解)来达到人为设定的亲和力要求,若抗原与抗体之间的亲和力未能达标,则通过变异或克隆等方法继续寻找抗体以满足亲和力要求.本文所提出的基于药物辅助的免疫算法结合现代医疗步骤,在传统的免疫算法的基础上增加药物辅助概念。

7) 药物辅助.指辅助免疫系统对相应抗原进行对抗的过程,药物辅助能够加速免疫过程,使得病患早日康复,本文的药物辅助指对特定目标函数进行更新,降低搜索范围,从而提高算法寻优的收敛速度。

药物辅助的概念源于现代医疗体制下对病态生命体的治愈过程.对于病态生命体,通过病情诊断,利用有效的药物指导生命体产生特异性抗体,从而有针对性地消灭抗原,使生命体重获健康.通常情况下,生命体在有效的药物治疗后恢复健康的时间比自身恢复的时间要短.类比该模式下的抗体生成模式,在IA中加入药物辅助概念,提高算法寻优效率,加快算法收敛速度,使其能够应对大数据寻优问题.具体的药物治疗如图1所示。

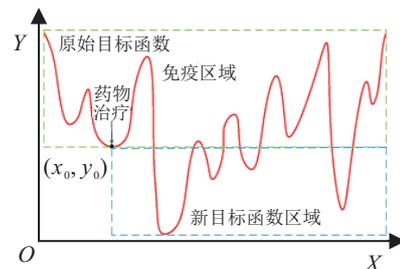


图1 药物治疗示意图

图1为基于药物辅助的免疫算法对于函数寻优问题基本原理.当搜索到函数的某一极小值 (x_0, y_0) (非最小值)处进行相应的药物辅助治疗,局部最小值的判据如下:

1) 亲和度函数判断.作为局部极小点,该点应不满足抗原与抗体之间的亲和度函数。

2) 斜率判断.在多峰函数寻找最小值问题的过程中,函数表达式已知,对局部极小点的判断过程中,需对该点的斜率进行计算。

辅助治疗达到的效果为:在原始目标函数的基础上,分割目标函数,缩小了接下来的搜索寻优范围,

达到减小计算量的目的. 如图1所示, 以 $x = x_0$ 和 $y = y_0$ 为分割线将原始目标函数进行分割, 得到新的目标函数, 边界由 $y = y_0$ 与原始目标函数 $f(x)$ 共同决定, 新目标函数 $f^*(x)$ 定义为

$$f^*(x) = \begin{cases} y_0, & f(x) > y_0; \\ f(x), & f(x) < y_0; \end{cases} \quad x > x_0. \quad (1)$$

设原始目标函数的定义域为 $[x_{\min}, x_{\max}]$, 值域为 $[y_{\min}, y_{\max}]$. 当算法在某一极小点 (x_0, y_0) 进行某次药物辅助治疗时, 按照上述分割方法, 目标函数的定义域将会更新为 $[x_0, x_{\max}]$, 值域更新为 $[y_{\min}, y_0]$, 且 $y_0 \leq y_{\max}, x_0 \geq x_{\min}$. 很明显, 搜索范围缩小, 使得算法计算量降低, 能够降低寻优时间, 并且更新的目标函数为原始目标函数的一部分, 更新值域也包括了 y_{\min} , 表明通过逐步寻优最终能够收敛至原始目标函数的最小值, 达到寻优的目的, 从原理上证明了算法的可行性.

综上所述, 目标函数的更新缩小了搜索区域, 该方法的优势在于排除了大于该极小值点以上的区域, 再次进行寻优时就一定往目标函数最小值方向搜索, 缩小了寻优搜索范围, 有助于函数寻优的快速性.

2 AMIA 的步骤和收敛性分析

2.1 算法步骤

根据 AMIA 算法的实现原理和改进思路, 对算法的具体步骤进行详细阐述.

Step 1: 产生初始候选解群. 根据目标函数产生相应的初始解群 $u_0(t)$, 并对初始解群进行评估. 若该候选解群满足人为要求 (阈值函数), 则停止搜索; 若不满足人为要求, 则形成新的解群体. 初始解群通过亲和力和衡量解的好坏, 定义抗体 (初始解) 与抗原 (目标函数) 之间的亲和度为

$$A_{\text{appetency}} = \text{fit}(u) + \text{pra}(u). \quad (2)$$

其中: $A_{\text{appetency}}$ 为亲和力函数; $\text{fit}(u)$ 为抗原与抗体间的亲和力函数; $\text{pra}(u)$ 为奖励函数. 在亲和力与人为预期阈值之间进行比较, 有

$$u_{\text{opt}} = \begin{cases} u_0, & A_{\text{appetency}} \in T; \\ u_t, & A_{\text{appetency}} \notin T. \end{cases} \quad (3)$$

若满足阈值函数, 则算法停止, 否则转至 Step 2.

Step 2: 药物辅助. 根据候选解群进行药物辅助治疗, 将目标函数进行更新, 得到新的目标函数, 并针对新的目标函数区域对候选解群进行相应的变异和克隆.

Step 3: 克隆相应抗体. 根据亲和力判断, 将与抗原亲和力较高的抗体进行克隆, 提高候选解群与目标函数的亲和力, 抗体克隆的规模应根据人为要求进行设置.

Step 4: 抗体变异. 变异是为了保证候选解群的多样性, 防止陷入局部最优值. 变异操作一直是免疫算法中十分重要的部分, 变异率的设置对算法的影响较为明显. 文献 [16] 的研究表明: 变异率的取值既不能太大又不能太小, 太小变异操作的效果不明显, 群体多样性不能保证; 太大则群体的稳定性很差. 为此将变异率设置成为变化的参数, 在保证候选解群的稳定性的同时, 也使候选解群具有多样性.

Step 5: 亲和力判断. 选取优秀抗体, 进一步更新候选解群.

Step 6: 重复 Step 2~至 Step 5, 直至满足人为要求, 最终得到最优解群 $u_{\text{opt}}(t)$.

AMIA 的具体流程图如图 2 所示. 图 2 中: P_m 为变异率, T 为阈值, 两者决定了候选解的变异程度与算法的全局搜索能力. 算法的终止判据为

$$f(u_{\text{opt}}) \in (\min f(x) - \Delta\delta, \min f(x) + \Delta\delta), \quad (4)$$

其中 $\Delta\delta$ 为人为要求区域. 当搜索出的 u_{opt} 满足人为要求时停止搜索, 即认为该候选解为最优解.

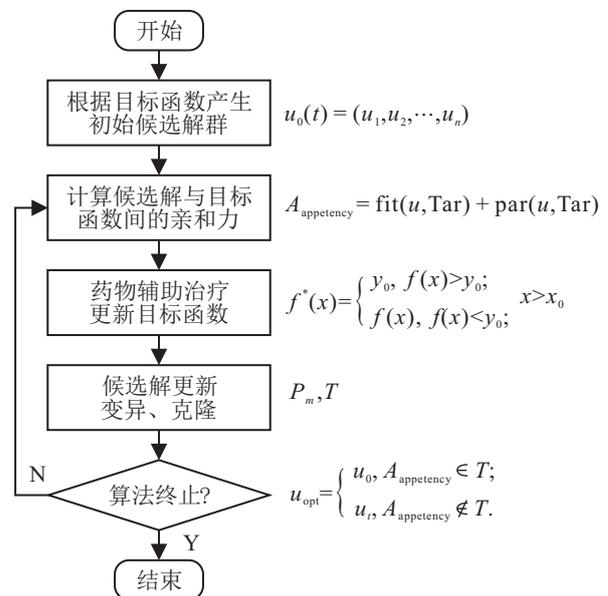


图 2 AMIA 流程

2.2 算法收敛性分析

免疫算法的状态转移符合马尔科夫链, 算法 Step 2~Step 5 仍是一个马尔科夫过程, 若对任意初始状态分布均有 [17]

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{s_i \cap s^*} p\{A_n^i\} = 1, \quad (5)$$

则算法是收敛的. 其中: s^* 为满足最大亲和力的搜索空间集合, A_n 为初始状态, 根据马尔科夫链的相关性质, 有

$$p_{n+1} = \sum_{s_i \notin S} \sum_{j \notin I} p_i(n)p_{ij}(n) = \sum_{i \in I} \sum_{j \notin I} p_i(n)p_{ij}(n) + \sum_{i \notin I} \sum_{j \notin I} p_i(n)p_{ij}(n). \quad (6)$$

其中: $p_{ij}(n)$ 为转移概率; S 为状态空间; $I = \{i | s_i \cap s^*\}$ 且不为空集, 有

$$\sum_{i \notin I} \sum_{j \notin I} p_i(n)p_{ij}(n) = p_n - \sum_{i \notin I} \sum_{j \in I} p_i(n)p_{ij}(n); \quad (7)$$

$$p_{ij}(n) = \begin{cases} 0, & i \in I, j \notin I; \\ R^+, & i \notin I, j \in I. \end{cases} \quad (8)$$

将式(7)和(8)代入(6), 有

$$p_{n+1} = p_n - \sum_{i \notin I} \sum_{j \in I} p_i(n)p_{ij}(n), \quad (9)$$

$$1 \geq \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i \in I} p_i(n) = 1 - \lim_{n \rightarrow \infty} p_n = 1, \quad (10)$$

其中 $\lim_{n \rightarrow \infty} p_n = 0$. 因此该免疫算法以概率收敛于 1^[18].

基于药物辅助的免疫算法是在传统免疫算法的基础上, 增加药物辅助治疗环节而形成的. 与传统免疫算法的区别为: 每一次药物治疗后, 算法进行搜索的范围会缩小. 体现在实际问题当中, 算法的计算量会随着每一次搜索出的极小值点逐渐降低, 直至搜索出目标函数的全局最小值.

综上所述, 本文提出的基于药物辅助的免疫算法的优势体现在能够降低计算量, 提高搜索效率, 减少计算时间.

3 仿真实验和结果分析

为了验证本文所提出的基于药物辅助免疫算法的可行性和优越性, 利用测试函数对算法进行仿真实验, 测试函数的具体设置如表 1 所示. 主要对算法的收敛时间进行监测, 与传统免疫算法的收敛时间进行对比以验证该算法的优越性. 测试函数分为 9 个, 包括单峰函数和多峰函数, 不同类型的测试函数能够充分体现算法的适用范围. 利用对于收敛时间的检测来体现对函数寻优时的计算量大小.

表 1 测试函数

测试函数	x 的取值范围	最小值
$f_1(x) = \frac{\sin[10(2-x)]}{2-x}$	[1, 2]	-6.825
$f_2(x) = \sin(10x) + \frac{\cos(7x)}{x}$	[1, 20]	-1.589
$f_3(x) = \frac{\sin(10x)}{x} + \cos(7x)$	[1, 200]	-1.579
$f_4(x) = -20 \exp\left[-0.2 \sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} x_i^2}\right] - \exp\left[\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \cos 2\pi x_i\right] + 20 + e$	[-32, 32]	0
$f_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{30} x_i^2 - \prod_{i=1}^{30} \cos\left[\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right] + 1$	[-600, 600]	0
$f_6(x) = \sum_{i=1}^{30} ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	[-1.28, 1.28]	0
$f_7(x) = \sum_{i=1}^{30} [-x_i \sin(\sqrt{ x_i })]$	[-500, 500]	-12569.5
$f_8(x) = \sum_{i=1}^{30} [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	[-5.12, 5.12]	0
$f_9(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_1 + i] \cdot \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_2 + i]$	[-10, 10]	-186.731

仿真利用的计算机配置如下: Inter Core i5 CPU M450, 内存为 3 GB; 在 Matlab R2012a 环境下进行仿真实验.

表 2 为 IA 与 AMIA 的函数优化结果比较, 通过传统 IA 与 AMIA 之间的相关参数 (包括寻优标准差、运行时间) 的对比分析可见, 本文提出的基于药物辅助

的免疫算法在函数寻优问题上能够提高计算效率, 缩短计算时间. 在较小范围的定义域函数中, AMIA 与传统 IA 相比优势并不明显, 但是对于搜索范围较大的函数寻优问题, 即大数据的寻优问题, 就可以明显体现该改进算法的优势. 与算法的运算时间相似, 在寻找最优解的代数上, AMIA 与传统 IA 也有类似结

论. 从原理上定性分析: 在算法的寻优过程中, 迭代次数表征了该算法的运算速度和收敛能力, 迭代次数越少表征了算法收敛性越强, 寻优速度也更快. 在本文中, 对 AMIA 与传统 IA 算法的迭代次数进行仿真实

验, 也可以看出基于药物辅助的免疫算法比传统的免疫算法迭代次数更少, 从另一个方面表明了 AMIA 算法运算时间短、算法效率高的特点, AMIA 的迭代次数约为传统 IA 算法迭代次数的三分之一.

表 2 IA 与 AMIA 的函数优化结果比较

测试函数	最大迭代次	IA			AMIA		
		标准差	迭代次数	运算时间	标准差	迭代次数	运算时间
f_1	400	0	12	2.566 635	0	5	0.713 323
f_2	400	3.2e-17	34	2.808 525	3.3e-17	13	1.213 431
f_3	400	4.3e-17	33	2.411 229	4.3e-17	14	1.673 534
f_4	1 500	6.2e-17	783	4.433 212	6.3e-17	243	2.562 345
f_5	1 500	1.3e-15	628	4.657 453	2.0e-15	201	2.768 123
f_6	3 000	5.0e-11	650	6.435 134	4.7e-11	212	2.909 676
f_7	9 000	3.4e-7	498	8.177 964	7.9e-8	159	3.789 765
f_8	5 000	5.0e-11	678	6.879 885	4.5e-11	221	3.828 342
f_9	1 000	9.7e-6	315	11.674 323	9.1e-6	102	7.766 756

为进一步表明 AMIA 的优越性, 将该算法与其他改进的免疫算法进行对比分析, 主要考虑算法在一定的运算误差范围内的运算耗时, 从而体现该算法能够有效提高运算效率. 参考近几年改进的免疫算法(文献[12]和文献[19]的改进算法), 经过对比得到仿真实验结果如表 3 所示.

表 3 AMIA 与其他改进算法的函数优化耗时比较

测试函数	算法名称		
	AMIA	文献[12]算法	文献[19]算法
f_4	2.562 345	3.763 116	4.123 246
f_5	2.768 123	3.928 220	5.061 029
f_6	2.909 676	4.301 778	5.701 773
f_7	3.789 765	5.718 717	6.219 743
f_8	3.828 342	8.931 350	9.221 344

测试结果能够从计算耗时方面反映出 AMIA 相较于现代其他改进的免疫算法的优势, 体现出了 AMIA 在计算耗时方面的优越性.

基于小生境技术的自然计算方法中也同样存在新个体的筛选过程, 但是在进行淘汰的过程中, 基于小生境技术的自然计算方法产生的新群体中的个体也同时包含了冗余个体(不再需要考虑的个体). 例如: 在多峰函数寻优的过程中, 小生境淘汰运算后保留的个体还包括了通过排序产生的记忆中的个体, 这些个体不可避免地存在冗余项; 而本文提出的改进算法很好地避免了这一点, 使得免疫区域不再进行搜索, 减少了搜索范围, 因此 AMIA 能够避免这一缺陷.

4 结 论

本文从计算量角度考虑, 结合免疫系统的工作原理, 设置药物辅助步骤, 从而使免疫系统能够更快地完成免疫任务, 使机体恢复健康. 综上所述, 所提出的基于药物辅助的免疫算法, 通过在局部极小点处分割目标函数, 缩小搜索范围, 达到了降低计算量的目的, 提高了算法的计算速度, 在未来许多学科领域的应用会越来越广泛:

1) 大数据条件下的数据挖掘. 现代实验数据越来越庞大、繁冗, 数据处理将耗费大量的时间、精力, 对于这种情况, 快速寻优算法就能有效运用其中, 缩短运算时间, 提高数据处理能力.

2) 实时或短时间条件下的寻优控制. 无论是军事领域还是民用领域, 对于实时性的要求越来越高, 避免系统的延迟也是十分重要的问题, 所以对于时间要求比较苛刻的条件下的寻优控制, 该算法能够有相应的应用空间.

下一步的工作将以算法的具体应用为研究重点, 进一步提高算法的在线计算能力, 并结合优化的免疫算法参数, 不断优化算法, 使免疫算法得以推广, 产生实际应用价值.

参考文献(References)

[1] Mehdi M, Bijan R, Ahmad A, et al. Improving linear discriminant analysis with artificial immune system based evolutionary algorithms[J]. Information Sciences, 2012, 189(4): 219-232.
 [2] Gong M G, Jiao L C, Zhang X R. A population based

- artificial immune system for numerical optimization[J]. *Neurocomputing*, 2008, 72(1/2/3): 149-161.
- [3] Lau H Y K, Tsang W W P. A parallel immune optimization algorithm for numeric function optimization[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2009, 1(3): 171-185.
- [4] Dai Y S, Li Y Y, Wei L, et al. Adaptive immune genetic algorithm for global optimization to multivariable function [J]. *J of Systems Engineering and Electronics*, 2007, 18(3): 655-660.
- [5] DeCastro L N, VonZuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239-251.
- [6] Park H, Kwak N S, Lee J. Aa method of multiobjective optimization using a genetic algorithm and an artificial immune system[J]. *J of Mechanical Engineering Science*, 2009, 223(5): 1243-1252.
- [7] Woldemariam K M, Yen G G. Vaccine enhanced artificial immune system for multimodal function optimization[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2010, 40(1): 218-228.
- [8] 赵辉, 李牧东, 翁兴伟. 分布式人工蜂群免疫算法求解函数优化问题[J]. *控制与决策*, 2015, 30(7): 1181-1188.
(Zhao H, Li M D, Weng X W. Distributed artificial bee colony immune algorithm for the problems of function optimization[J]. *Control and Decision* 2015, 30(7): 1181-1188.)
- [9] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2006, 10(3): 281-295.
- [10] Karaboga D, Gorkemli B, Ozturk C, et al. A comprehensive survey: Artificial bee colony(ABC) algorithm and applications[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2012, 42(1): 21-57.
- [11] 张海英, 韩贵金, 潘永湘. 混沌免疫极化算法及其在函数优化中的应用[J]. *模式识别与人工智能*, 2007, 20(2): 225-229.
(Zhang H Y, Han G J, Pan Y X. Chaos immune evolutionary algorithm and its applications to function optimization[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2007, 20(2): 225-229.)
- [12] 叶洪涛, 罗飞, 许玉格. 改进的免疫算法及其在函数优化中的应用[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(2): 464-467.
(Ye H T, Luo F, Xu Y G. Improved immune algorithm and its applications to function optimization[J]. *Systems Engineering and Electronics*. 2011, 33(2): 464-467.)
- [13] DeCastro L N, VonZuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(3): 239-251.
- [14] 徐克虎, 黄大山, 王天召. 改进的人工免疫算法求解武器目标分配问题[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(10): 2121-2127.
(Xu K H, Huang D S, Wang T Z. Improved artificial immune algorithm for solving weapon-target assignment problems[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(10): 2121-2127.)
- [15] 阮旻智, 李庆民, 刘天华. 编队防空火力分配建模及其优化方法研究[J]. *兵工学报*, 2012, 31(11): 1525-1529.
(Ruan M Z, Li Q M, Liu T H. Modeling and optimization on fleet anti-aircraft firepower allocation[J]. *Acta Armamentarii*, 2012, 31(11): 1525-1529.)
- [16] 舒万能. 人工免疫算法的优化及其关键问题研究[D]. 武汉: 武汉大学计算机学院, 2013.
(Shu W N. Artificial immune algorithm optimization and its key problems research[D]. Wuhan: School of Computer, Wuhan University, 2013.)
- [17] 葛红, 毛宗源. 免疫算法几个参数的研究[J]. *华南理工大学学报: 自然科学版*, 2002, 30(12): 15-18.
(Ge H, Mao Z Y. Research on parameters of immune algorithm[J]. *J of South China University of Technology: Natural Science Edition*, 2002, 30(12): 15-18.)
- [18] Yao M, Liu Y, Lin G M. Evolutionary programming made faster[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 1999, 3(2): 82-102.
- [19] 朱筱蓉, 张兴华. 基于小生境遗传算法的多峰函数全局优化研究[J]. *南京工业大学学报*, 2006, 28(3): 39-43.
(Zhu X R, Zhang X H. Niche genetic algorithm to solve multi-modal function global optimization problem[J]. *J of Nanjing University of Technology*, 2006, 28(3): 39-43.)

(责任编辑: 郑晓蕾)