

文章编号: 1000-8152(2009)03-0283-08

# 一类具有精英学习能力的增强型人工免疫网络优化算法

李中华, 张雨浓, 谭洪舟, 陈卓怡

(中山大学 信息科学与技术学院, 广东 广州 510275)

**摘要:** 提出了一种用于求解优化问题的具有精英学习能力的增强型人工免疫网络(Enhanced aiNet-EL)算法. 该算法集成了亲和力学习和精英学习, 改进了免疫进化的克隆、变异和抑制算子. 通过对两个经典函数的优化实验, 结果表明本文提出的Enhanced aiNet-EL算法在最优解质量和收敛速度上都优于传统aiNet和EaiNet算法. 作为应用实例, 工业PID控制器被用于测试算法的优化性能. 实验所得的阶跃响应表明, 使用Enhanced aiNet-EL得到的系统性能要优于使用其他4种方法得到的系统性能.

**关键词:** 人工免疫系统; 精英学习; 亲和力学习; 微粒群优化; PID控制

**中图分类号:** TP273 **文献标识码:** A

## An enhanced artificial immune network with elitist-learning capability for optimization problems

LI Zhong-hua, ZHANG Yu-nong, TAN Hong-Zhou, CHEN Zhuo-yi

(School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong 510275, China)

**Abstract:** This paper proposes a new enhanced artificial immune network with elitist-learning (Enhanced aiNet-EL) for optimization problems. The proposed new algorithm integrates affinity-learning with elitist-learning and its three immune operators, i.e., cloning, mutation and suppressor. The simulation results on two classical benchmarks indicate that the proposed enhanced aiNet-EL optimization outperforms the traditional aiNet optimization and EaiNet optimization in both the final solution and convergence speed. In applying the proposed algorithm to an industrial PID control system, the step response shows a performance better than those under other four approaches.

**Key words:** artificial immune network; elitist-learning; affinity-learning; particle swarm optimization; PID controller

### 1 引言(Introduction)

近年来, 许多学者模拟人体免疫系统建立人工模型, 来解决复杂的理论和工程问题, 如函数优化、异常检测、模式识别、计算机安全、机器学习、控制工程、数据聚类等<sup>[1~8]</sup>. 这些特殊的机制主要包括识别(自体/非自体)、克隆复制、成熟变异、选择记忆, 甚至来自遗传系统的交叉操作等. 为简单起见, 本文将所有以人体免疫系统生物机理为基础建立的人工模型统称为人工免疫系统<sup>[1]</sup>.

根据人体免疫系统的进化理论, de Castro提出了人工免疫网络模型(aiNet), 并为解决多模态函数优化问题作了改进, 得到传统aiNet优化算法<sup>[2]</sup>. 实验证明, 传统aiNet算法对于亲和力域有很强的组合搜索能力, 后来被用于如交通流分析、数据聚类、电磁优

化等诸多领域. 鉴于传统aiNet算法在很大程度上依赖于初始参数, 文献[9]对亲和力阈值、相似度阈值等几个参数做了研究, 提出了基于参数优化的自适应人工免疫算法. 文献[10]在改进算法中引入一个新的可调参数—与进化代数成反比的候选抗体搜索半径, 作者声明该算法可以很快的速率找到最优解. 文献[11]尝试将免疫系统和遗传系统结合, 得到免疫遗传算法, 并验证了算法的有效性. 以上研究无不清晰地表明, 无论在科学领域还是工程领域, 人工免疫系统都是一个研究热点.

受微粒群优化算法<sup>[12]</sup>启发, 文献[13]引入了精英学习机制, 提出了用于优化问题的高效人工免疫网络算法(EaiNet), 每个独立的抗体总是向抗体群中最优秀的抗体学习, 从而提高了算法的收敛速度. 基于

收稿日期: 2008-03-12, 收修改稿日期: 2009-01-19.

基金项目: 教育部高等学校博士学科点科研基金资助项目(200805581047); 广东省自然科学基金博士启动基金资助项目(8451027501001203/2008-259).

前述的研究成果, 本文将对人工免疫系统主要的三个进化算子进行改进, 提出一种全新的具有精英学习能力的增强型人工免疫网络(Enhanced aiNet-EL), 旨在加快收敛速度和提高求解质量.

## 2 相关基础理论(Reviews of related theories)

### 2.1 免疫系统(Immune systems)

在免疫系统中, 抗体和抗原的匹配关系可用术语亲和力来表述<sup>[1]</sup>. 亲和力越大, 则刺激水平越高; 反之亦然. 而抗体间的刺激与抑制, 保证了抗体和抗原匹配的多样性, 其强度由抗体的浓度或相似度决定. 当刺激达到一定程度时, 抗体将趋于成熟, 复制与变异就会大量发生.

类似于遗传算法, 人工免疫算法将待解决的目标问题看作抗原, 而将可行解看作候选抗体<sup>[2]</sup>. 亲和力函数被用来计算候选抗体与抗原的匹配程度. 随着进化演变, 就会得到一个或几个拥有最高亲和力的抗体, 即目标问题的最优解. 不难想象, 随着人们对免疫系统有更深入的理解, 将有更多的人工免疫系统模型出现. 其中, 最基本的是用于函数优化的传统人工免疫系统(aiNet)算法<sup>[2]</sup>.

### 2.2 微粒群优化(Particle swarm optimization)

微粒群优化算法(PSO)是一个基于粒子群的搜索算法, 其灵感来自种群活动和社会规范<sup>[12]</sup>. PSO不仅强调粒子的自身学习, 而且注重向邻近精英粒子学习. 在搜索过程中, 粒子有飞向更优位置的趋势.

假设粒子群有 $Q$ 个粒子分布在 $l$ 维的搜索区域内, 即 $S \in \mathbb{R}^l$ . 则第 $i$ 个粒子为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il})' \in S$ , 该粒子速度可表示为一个 $l$ 维的向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{il})'$ . 第 $i$ 个粒子的最佳位置是 $S$ 内的一点, 记作 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{il})'$ . 设 $g$ 表示粒子群历经的最优位置,  $t$ 表示迭代次数. 因此, 根据标准的PSO理论, 粒子群的速度和位置可更新如下:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = V_i(t) + c_1 r_1 (P_i(t) - X_i(t)) + \\ \quad c_2 r_2 (P_g(t) - X_i(t)), \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1). \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $c_1$ 和 $c_2$ 是正的常数, 被称为加速度常数,  $r_1$ 和 $r_2$ 是 $[0, 1]$ 间的随机数. 在式(1)中, 相比 $V_i(t)$ ,  $V_i(t+1)$ 增加了两项:  $c_1 r_1 (P_i(t) - X_i(t))$ 和 $c_2 r_2 (P_g(t) - X_i(t))$ . 前者旨在引导粒子向着最佳位置移动; 而后者强化向最优粒子学习, 并趋于逼近最优粒子. 因此, 粒子们总是在竞争成为新的最优粒子.

### 3 带精英学习的增强型人工免疫网络(The Enhanced aiNet-EL with elitist-learning)

在传统aiNet优化算法中, 对于克隆算子, 抗体的

克隆数被预先设定, 而不是由亲和力决定(作者认为, 克隆数应该同父抗体的亲和力成正比). 而对于变异算子, 每个抗体的变异水平与父抗体的亲和力成反比. 另一方面, aiNet将所有的候选抗体群看作是一个免疫网络. 如果两个抗体间的亲和力低于设定的阈值, 就会触发抑制操作, 从而提高亲和力和适应性.

下面将重新设计免疫算法的克隆、变异和抑制算子及学习机制, 以增强算法优化复杂问题的能力.

1) 抗体克隆. 这里采用基于亲和力的克隆, 幂函数用来控制抗体的克隆水平. 为了鼓励亲和力较低的抗体参与克隆, 特别地增加一个克隆基数. 因此, 完整的抗体克隆方程可描述如下:

$$\begin{cases} g_i(t) = \text{norm}(aff(Ab_i(t))), \\ Nc_i(t+1) = r_1 * Nc_{\max} * g_i^n(t) + Nc_0. \end{cases} \quad (2)$$

其中:  $t$ 表示当前迭代次数,  $\text{norm}(\cdot)$ 是归一化函数,  $g_i(t)$ 是归一化函数的值,  $aff(\cdot)$ 是抗体的亲和力函数,  $Nc_{\max}$ 是抗体的最大克隆数,  $r_1$ 是 $[0, 1]$ 内的随机数,  $n$ 是幂函数的指数,  $Nc_0$ 是抗体的克隆基数,  $Nc_i(t+1)$ 是抗体 $Ab_i(t)$ 的克隆数. 图1给出了不同幂指数对应的抗体克隆幂函数曲线. 当 $n = 1$ 时, 抗体克隆数同亲和力成正比. 当 $n > 1$ 时, 亲和力越大, 克隆数增长越快. 当 $n < 1$ 时, 亲和力小的抗体克隆数也较大. 选择合适的幂指数 $n$ , 对于免疫算法的抗体群规模和运算复杂度至关重要.

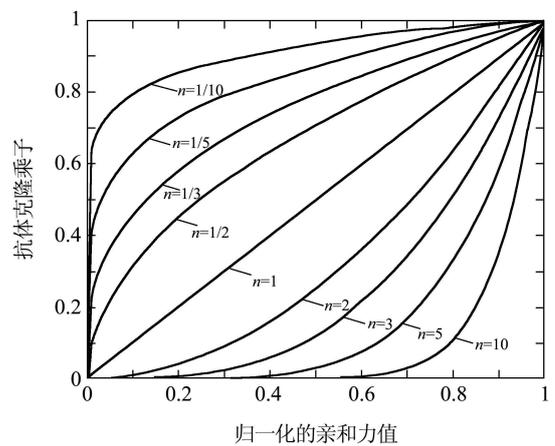


图1 关于亲和力的抗体克隆函数曲线

Fig. 1 The cloned multiplier related with affinity

2) 抗体变异. 在高斯变异中, 使用基于亲和力的高斯函数 $\exp(-aff)/\beta$ 来调节抗体的变异水平. 当亲和力值较大时, 变异效果不是很明显. 本文将选用基于亲和力的受控高斯函数来调节抗体变异, 图2绘制出了不同控制因子时的抗体变异水平图. 因此, Enhanced aiNet-EL算法的抗体变异方程为

$$\Delta Ab_i(t+1) = r_2 * \gamma * \exp\left(-\frac{g_i(t)}{\eta}\right). \quad (3)$$

其中:  $\eta$  是控制因子,  $\gamma$  是变异倍数,  $r_2$  是  $[0,1]$  内的随机数,  $\Delta Ab_i(t+1)$  是父抗体和子抗体之间的变异值, 其余变量同方程(2). 若  $\eta$  越大, 则变异水平越高; 反之亦然. 控制因子  $\eta$  值的选择对免疫算法的进化效率有很大的影响.

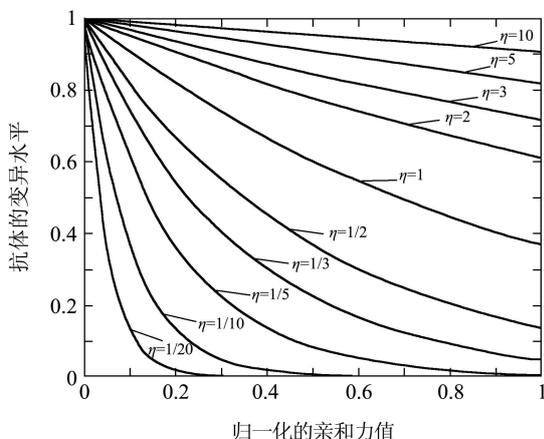


图 2 受控高斯函数  $f(aff) = \exp(-aff/\eta)$  的曲线  
Fig. 2 The curves of controlled Gaussian functions  $f(aff) = \exp(-aff/\eta)$

3) 精英学习. 一个进化后的子抗体, 不仅承载有来自父抗体的变异信息, 还注重向群体中最佳抗体学习信息, 即

$$\Delta Ab_i^*(t+1) = r_3 * (Ab_g(t) - Ab_i(t)). \quad (4)$$

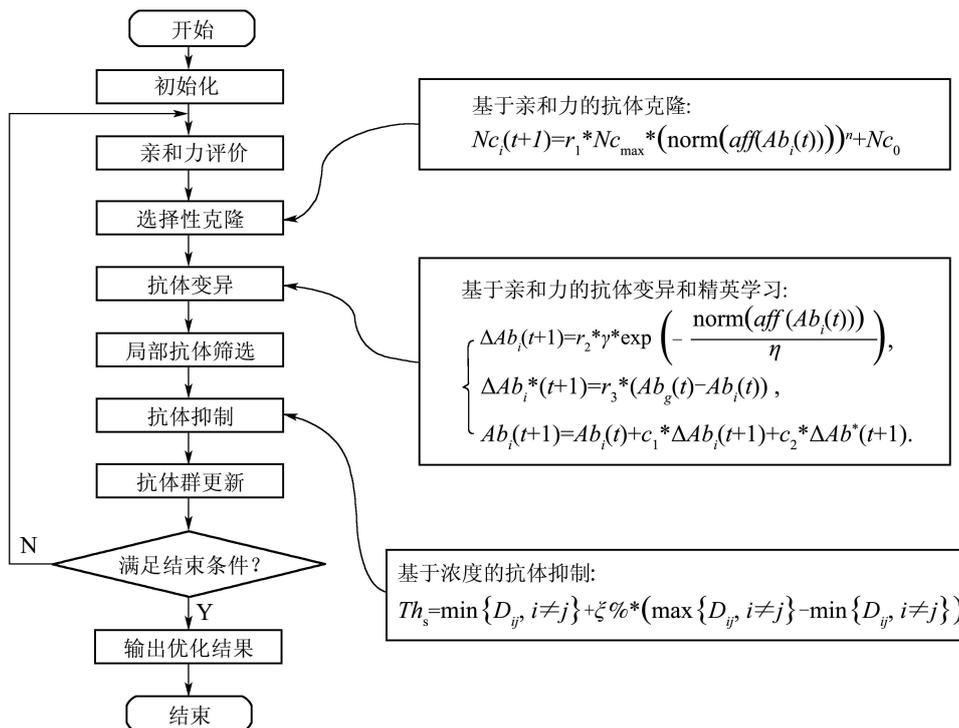
其中:  $r_3$  是  $[0,1]$  内的随机数,  $Ab_g(t)$  是全局最佳抗体,  $\Delta Ab_i^*(t+1)$  是  $t+1$  代的学习信息. 权重系数  $c_1$  和  $c_2$  分别用来平衡  $\Delta Ab_i(t+1)$  和  $\Delta Ab_i^*(t+1)$  对抗体进化的贡献. 在变异操作中, 需要巧妙地对待精英抗体和非精英抗体. 对于精英抗体, 根据亲和力执行精英保持及亲和力学习策略; 而对于非精英抗体, 除了执行精英保持及亲和力学习策略外, 还要执行精英学习策略. 因而, 抗体的进化可按下式进行:

$$\text{当 } Ab_g(t) = Ab_i(t) \text{ 时,} \\ Ab_i(t+1) = Ab_i(t) + \Delta Ab_i(t+1). \quad (5)$$

$$\text{当 } Ab_g(t) \neq Ab_i(t) \text{ 时,} \\ Ab_i(t+1) = Ab_i(t) + c_1 \Delta Ab_i(t+1) + c_2 \Delta Ab_i^*(t+1). \quad (6)$$

其中:  $Ab_g(t)$  是当前拥有全局最大亲和力的抗体,  $Ab_i(t+1)$  是抗体  $Ab_i(t)$  的子抗体,  $c_1$  和  $c_2$  是加权因子, 即亲和力学习因子和精英学习因子, 应满足约束条件  $c_1+c_2=1$ , 其余变量同式(2)~(4).

从式(6)可知, 新的候选抗体由3项构成: 第1项是父抗体信息, 第2项是亲和力学习信息, 第3项是精英学习信息. 为了加快算法的搜索速度, 需要在加大  $c_2$  而减小  $c_1$  之间掌握好平衡.



说明: 左边: 传统 aiNet 优化算法; 右边: 本文提出的 Enhanced aiNet-EL 优化算法

图 3 人工免疫系统的流程图(aiNet和带精英学习的增强型人工免疫网络)

Fig. 3 The flowchart of artificial immune system (for both aiNet and Enhanced aiNet-EL)

4) 抗体抑制. 本文创造性地提出基于浓度的抑制算子, 即抑制阈值同抗体群的相似度成正比, 其目标是淘汰 $\xi\%$ 的相似抗体. 设 $Th_s$ 是抑制阈值, 当采用距离来度量抗体之间的相似度时, 设 $D_{ij}$ 是抗体 $Ab_i(t)$ 和抗体 $Ab_j(t)$ 之间的距离, 则抑制阈值 $Th_s$ 可由下式来确定:

$$Th_s = \min\{D_{ij}, i \neq j\} + \xi\% * (\max\{D_{ij}, i \neq j\} - \min\{D_{ij}, i \neq j\}). \quad (7)$$

显然, 抑制阈值将随着抗体群的相似程度而动态地调整, 从而可以避免定值阈值的机械性, 增强算法对问题的适应性.

图3左半部分给出了传统aiNet算法的流程图, 主要由初始化操作、亲和力评价、选择克隆、变异操作、抗体筛选、抗体抑制和随机更新7个模块. 图3右半部分对传统aiNet优化算法的免疫克隆、抗体变异和抗体抑制进行了改进, 如矩形框所示. 图3的左右部分一起构成了Enhanced aiNet-EL优化算法完整的流程图.

## 4 仿真实验(Simulation experiments)

### 4.1 平台选定和参数设定(Benchmark selection and parameter setting)

为系统评估 Enhanced aiNet-EL 算法, 选择了两个经典函数作为数值实验对象, 即多模态函数和Shaffer函数<sup>[2]</sup>. 多模态函数有很多局部峰值和一个全局最大值(约为4.253888); 而Shaffer函数是一个由许多同心峰脊(每个峰脊的峰值不同)包围的全局单峰值函数, 其全局最大值等于1. 其函数表达式分别如式(8)和式(9)所示.

多模态函数:

$$f(x, y) = 1 + x \sin(4\pi x) + y \sin \pi(4y + 1), \quad \text{s.t. } 1 \leq x, y \leq 2. \quad (8)$$

Shaffer函数:

$$f(x, y) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0.5}{1 + 0.001(x^2 + y^2)}, \quad \text{s.t. } -10 \leq x, y \leq 10. \quad (9)$$

在比较研究Enhanced aiNet-EL算法和aiNet算法及EaiNet算法时, 将它们的参数分别设置如下:

1) aiNet参数: 最大迭代数为1000, 初始抗体数为20, 采用定值克隆( $N_c=4$ ), 采用基于亲和力的高斯变异( $\beta = 100$ ), 采用基于相似度量度的抑制(对于MMF,  $Th_s = 0.1$ . 对于SSF,  $Th_s = 0.5$ .), 无精英

学习, 采用精英保留.

2) EaiNet参数: 最大迭代数为1000, 初始抗体数为50, 采用定值克隆( $N_c = 4$ ), 采用基于亲和力的高斯变异( $\beta = 100$ ), 采用基于相似度量度的抑制(对于MMF,  $Th_s = 0.1$ ; 对于SSF,  $Th_s = 0.5$ ), 采用精英学习( $c_1=c_2=0.5$ ), 采用精英保留.

3) Enhanced aiNet-EL参数: 最大迭代数为1000, 初始抗体数为20, 采用基于亲和力的克隆(幂指数 $n = 2$ ), 采用基于亲和力的受控高斯变异( $\eta = 0.1$ ), 采用基于浓度度量的抑制( $\xi\% = 10\%$ ), 采用精英学习( $c_1 = c_2 = 0.5$ ), 采用精英保留.

为探究Enhanced aiNet-EL中 $c_1$ 和 $c_2$ 的最佳取值组合, 在不同的因子取值组合下各重复执行数值仿真实验100次. 在对比研究Enhanced aiNet-EL算法和aiNet算法、EaiNet算法的优化性能时, 各重复执行数值仿真实验1000次.

#### 4.1.1 多模态函数(Multiple modal function, MMF)

使用最大搜索值(MaxFunc)和最终迭代数(FinalEpoch)作为评价指标, 表1列出了Enhanced aiNet-EL算法在不同加权因子下求解MMF函数的数学统计(期望和标准差)结果, 其中针对每组因子都运行算法100次. 从表1可知, 无论加权因子组合的取值如何, 由Enhanced aiNet-EL找到MMF的MaxFunc的概率很高, 即最优解的标准差为0, 这表明Enhanced aiNet-EL算法每次都能成功地找到最优值. 除 $c_1 = 0$ 且 $c_2 = 1$ 外, 无论取值如何, FinalEpoch的期望值都稳定地在400代到600代之间波动, 相应的标准差维持在200代左右.

不难发现, 当 $c_1$ 在(0,1]内时, Enhanced aiNet-EL算法能得到较好的MaxFunc和FinalEpoch指标值. 换言之, 当 $c_1$ 和 $c_2$ 在适当范围内取值时, Enhanced aiNet-EL算法能以较快的收敛速度搜索到高质量的最优解.

更有说服力的比较结果将在Enhanced aiNet-EL算法、EaiNet算法和aiNet算法的1000次实验中得出. 基于表1的研究结果, 取 $c_1 = 0.5$ 和 $c_2 = 0.5$ . 为了便于统计分析, 为最大搜索值MaxFunc选择4个评价指标: P1为MaxFunc的最大值; P2为MaxFunc的平均值; P3为MaxFunc的最小值; P4为MaxFunc的标准差. 类似地, 为最终迭代数 FinalEpoch 选择4个评价指标: P5为FinalEpoch的最大值; P6为FinalEpoch的平均值; P7为FinalEpoch的最小值; P8为FinalEpoch的标准差.

表1 用Enhanced aiNet-EL优化MMF时的数学统计

Table 1 Statistical results when the Enhanced aiNet-EL algorithm is applied to optimize MMF function

$c_1$	$c_2$	MaxFunc	FinalEpoch
0	1	4.253888 ± 0	813.10 ± 199.33
0.1	0.9	4.253888 ± 0	532.47 ± 277.55
0.2	0.8	4.253888 ± 0	445.03 ± 269.47
0.3	0.7	4.253888 ± 0	516.00 ± 284.61
0.4	0.6	4.253888 ± 0	494.83 ± 287.65
0.5	0.5	4.253888 ± 0	473.53 ± 258.32
0.6	0.4	4.253888 ± 0	585.80 ± 238.68
0.7	0.3	4.253888 ± 0	548.17 ± 284.77
0.8	0.2	4.253888 ± 0	452.30 ± 215.40
0.9	0.1	4.253888 ± 0	586.56 ± 269.32
1	0	4.253888 ± 0	624.63 ± 256.54

表2 优化求解MMF函数1000次的统计实验结果

Table 2 Statistical results when the MMF function is optimized for 1000 duplications

指标	算法		
	aiNet	EaiNet	Enhanced aiNet-EL
P1	4.253888	4.253888	4.253888
P2	4.249647	4.253369	4.253888
P3	3.634104	3.754746	4.253888
P4	0.046716	0.015797	0.000000
P5	595.00	878.00	1000.00
P6	205.60	97.33	550.05
P7	21.00	14.00	62.00
P8	91.53	82.82	254.20

表2给出了分别运行Enhanced aiNet-EL优化算法、EaiNet优化算法和传统aiNet优化算法1000次的统计实验结果. 一方面, 3种优化算法都能找到相同最大值的最优解(4.253888), 但更值得注意的是, Enhanced aiNet-EL优化算法的统计结果有着相同的P1值、P2值和P3值, 即4.253888, 而对应地P4值为0. 这意味着Enhanced aiNet-EL算法在1000次运算中都能没有偏差地找到函数MMF的最优值, 充分表明Enhanced aiNet-EL算法具有更好的鲁棒性和超强的最优解搜索能力.

另一方面, 与其他的aiNet优化算法和EaiNet优化算法相比, Enhanced aiNet-EL优化算法具有较大的FinalEpoch指标值, 需要更多的搜索时间, 这意味着为求得更优解而付出的运算代价.

#### 4.1.2 Shaffer函数(Shaffer's function, SSF)

使用SSF函数作为Enhanced aiNet-EL算法的优化对象. 首先, 在不同的组合因子下, 重复运行Enhanced aiNet-EL算法100次, 以发现最佳的组合因子. 表3给出了一系列典型组合因子下的统计实验结果, 所用评价指标同表1. 从表3可知, 当 $c_1 = 0$ 且 $c_2 = 1$ 时, 对SSF优化的最优解分布为 $0.999505 \pm 0.001789$ . 若 $c_1$ 在 $[0.1, 0.9]$ 内取值时, 则对SSF优化每次都能找到最优值1.

表3 用Enhanced aiNet-EL优化SSF时的数学统计

Table 3 Statistical results when the Enhanced aiNet-EL algorithm is applied to optimize the SSF function

$c_1$	$c_2$	MaxFunc	FinalEpoch
0	1	0.999505 ± 0.001789	46.00 ± 27.84
0.1	0.9	1.000000 ± 0	70.03 ± 21.06
0.2	0.8	1.000000 ± 0	62.60 ± 21.82
0.3	0.7	1.000000 ± 0	54.93 ± 25.12
0.4	0.6	1.000000 ± 0	59.60 ± 28.35
0.5	0.5	1.000000 ± 0	62.50 ± 24.87
0.6	0.4	1.000000 ± 0	53.30 ± 24.75
0.7	0.3	1.000000 ± 0	63.47 ± 26.63
0.8	0.2	1.000000 ± 0	57.53 ± 28.60
0.9	0.1	1.000000 ± 0	65.60 ± 21.74
1	0	1.000000 ± 0	62.77 ± 27.76

不难发现, 无论学习因子  $c_1$  或者  $c_2$  取何值, Enhanced aiNet-EL都具有较小的FinalEpoch指标值, 其期望值在46到70代之间, 而标准差仅为大约20代. 综上, 这为Enhanced aiNet-EL解决SSF函数优化提供了宽范围的权重系数选择.

表4 优化求解SSF函数1000次时的统计实验结果

Table 4 Statistical results when the SSF function is optimized for 1000 duplications

指标	算法		
	aiNet	EaiNet	Enhanced aiNet-EL
P1	1.000000	1.000000	1.000000
P2	0.997337	0.998022	0.999951
P3	0.962776	0.990284	0.990284
P4	0.006253	0.003798	0.000687
P5	1000.00	985.00	100.00
P6	520.99	204.96	57.04
P7	8.00	5.00	6.00
P8	310.20	178.04	26.50

接下来,比较Enhanced aiNet-EL算法和aiNet算法、EaiNet算法在SSF函数优化上的性能.根据前面的研究结果,Enhanced aiNet-EL优化算法简单地选择 $c_1 = 0.5$ 和 $c_2 = 0.5$ .表4给出了重复运行Enhanced aiNet-EL优化算法和传统aiNet优化算法、EaiNet优化算法各1000次的统计实验结果,各项评价指标同表2有着相同的趋势.一方面,相比传统aiNet优化算法和EaiNet优化算法,Enhanced aiNet-EL优化算法不仅具有相同的P1值,而且有更小的P2值,更大的P3值(同EaiNet)和更小的P4值.另一方面,Enhanced aiNet-EL优化算法在P5, P6, P7和P8上都较传统aiNet优化算法和EaiNet优化算法具有更小的值.

#### 4.1.3 结果讨论(Results discussion)

虽然传统aiNet优化算法的优点在于可以搜索出局部最优解,但是它不能满足人们对搜索效率和求解质量的要求.相比之下,本文提出的Enhanced aiNet-EL优化算法,不仅吸收了PSO的精英学习思想,而且重新设计了基于亲和力的克隆和变异机制、基于浓度的抑制机制,从而具有更快的收敛速度以及更佳的最优解. Enhanced aiNet-EL算法对于全局精英解同样保持了自身进化机制.因此,Enhanced aiNet-EL优化算法在最优解质量和收敛速度上比aiNet优化算法和EaiNet优化算法表现出更好的性能.

人工免疫系统的优化性能取决于抗体群信息的挖掘和利用.本文研究了精英学习机制、免疫克隆、免疫变异和免疫抑制机制,并针对两个经典函数的优化对学习机制加权因子的选择进行了探讨.不同的目标问题可能具有不同的加权因子取值,因此对于具体的问题应该具体分析.

#### 4.2 在工业PID控制器中的应用(An application in industrial PID controller)

PID控制器广泛应用于机器人和过程控制,工业界超过95%的闭环控制都采用PID控制. PID控制器有很多整定方法,如手动调试、ZN法、分析法、优化法、自动整定法等<sup>[7,14,15]</sup>.为了优化PID控制系统的性能,应该调整系统的PID增益使得某一性能指标达到最大值或最小值.性能指标的计算基于时间间隔 $T$ ,通常取 $0 \leq T \leq T_s$ ,其中 $T_s$ 是系统的稳定时间.本文选择以下4个性能指标来调整PID增益:误差绝对值与时间的积分(ITAE)、误差绝对值积分(IAE)、误差平方积分(ISE)和误差平

方均值(MSE),其数学表达式是

$$I_{ITAE} = \int_0^T t|e(t)|dt, I_{IAE} = \int_0^T |e(t)|dt, \quad (10)$$

$$I_{ISE} = \int_0^T e^2(t)dt, I_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e^2\left(\frac{KT}{n}\right). \quad (11)$$

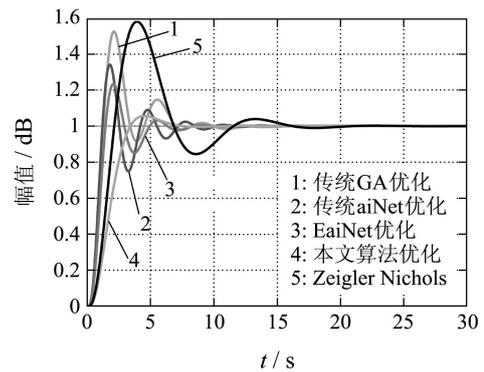
假设系统的传递函数是

$$G(s) = \frac{1}{s(s^3 + 6s^2 + 11s + 6)}. \quad (12)$$

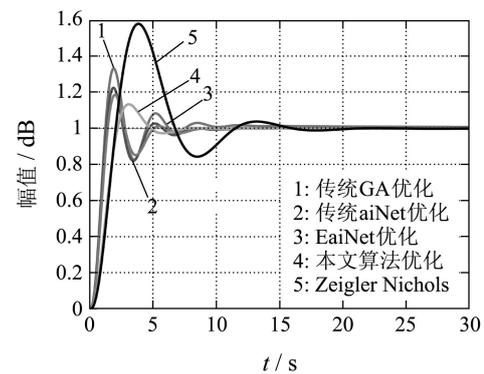
而PID控制器的传递函数形式是

$$D_c(s) = K_P + \frac{K_I}{s} + K_D s. \quad (13)$$

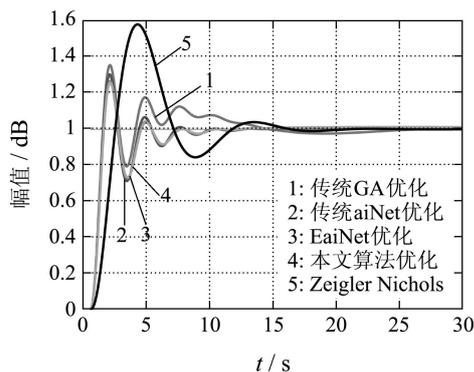
这里,选用几个经典的PID参数整定方法与Enhanced aiNet-EL优化算法作比较,分别是ZN法(Ziegler-Nichols)、遗传算法、传统aiNet算法和EaiNet算法.经5种方法整定后的控制系统阶跃响应曲线如图4所示,其中图4(a)~(d),分别对应于ITAE,IAE,ISE和MSE 4个指标的优化.为便于观察,PID控制响应曲线规定如下:1代表遗传算法(GA),2代表aiNet算法,3代表EaiNet算法,4代表Enhanced aiNet-EL算法,5代表ZN法.



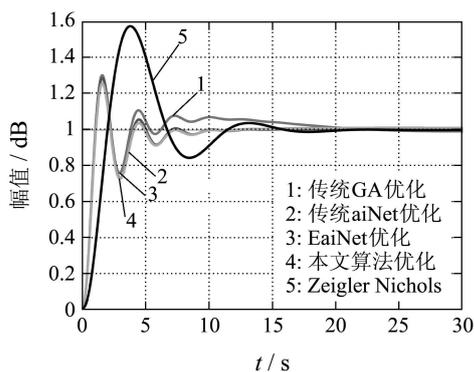
(a) ITAE



(b) IAE



(c) ISE



(d) MSE

图4 4种方法整定后的PID控制系统阶跃响应曲线对比

Fig. 4 Step response curves of PID control system tuned by four methods

同其他4种方法相比,使用Enhanced aiNet-EL算法得到的系统阶跃曲线,无论在何种评价指标下,始终具有最小的超调量和最短的稳定时间.这表明,Enhanced aiNet-EL优化算法更能有力搜索到最佳的向量组合( $k_P$ ,  $k_I$ 和 $k_D$ ).因此,经Enhanced aiNet-EL算法整定后的过程控制系统(如式(12)所示),将有更好的控制性能.

## 5 结论和展望(Conclusions and future work)

受PSO的启发,本文提出了一种带有精英学习能力的增强型人工免疫网络(Enhanced aiNet-EL).精英学习机制的引入旨在提高人工免疫系统的收敛速度以及最优解质量.在传统aiNet优化算法的基础上,重新设计了克隆、变异、抑制等免疫进化算子.同时,采用精英保持策略用以避免抗体的退化.仿真实验结果表明,Enhanced aiNet-EL算法要优于aiNet和EaiNet算法.此外,通过PID工业应用实验的研究,本文也验证了Enhanced aiNet-EL算法的工程应用价值.

Enhanced aiNet-EL优化算法在最优解质量和收敛速度上都被证明是有效的优化方法;然而如何避免繁重的计算量,仍然是免疫系统的重要研究方向.因此,今后将急需研究加快计算速度的新方法以满足实时控制系统的要求.

## 参考文献(References):

- [1] DE CASTRO L N, TIMMIS J. *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach*[M]. London: Springer-Verlag, 2002.
- [2] DE CASTRO L N, TIMMIS J. An artificial immune network for multimodal function optimization[C] // *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. New York: IEEE Press, 2002, 1: 699 – 674.
- [3] TIMMIS J, KNIGHT T, DE CASTRO L N, et al. An overview of artificial immune systems[C] // *Computation in Cells and Tissues: Perspectives and Tools Thought*. London: Springer-Verlag, 2004: 51 – 86.
- [4] 李中华, 谭洪舟, 张雨浓, 等. 基于免疫算法的午饭时期层间高峰交通电梯群控制的动态优化[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(2): 177 – 182.  
(LI Zhonghua, TAN Hongzhou, ZHANG Yunong, et al. Dynamic optimization of elevator group control based on artificial immune algorithm for inter-floor peak traffic during lunch-time[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(2): 177 – 182.)
- [5] LI Z H, TAN H Z. A combinational clustering method based on artificial immune system and support vector machine[C] // *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer-Verlag, 2006, 4253: 153 – 162.
- [6] SUN W D, TAMURA H, TANG Z, et al. An artificial immune network with diversity and its applications [C] // *Proceedings of 2003 IEEE EMBS Asian-Pacific Conference Biomedical Engineering*. New York: IEEE Press, 2003: 326 – 327.
- [7] KIM D H. Tuning of a PID controller using an artificial immune network model and local fuzzy set[C] // *Proceedings of IEEE International Symposium Industrial Electronics*. New York: IEEE Press, 2001: 1656 – 1661.
- [8] WIDYANTO M R, KUSUMOPUTRO B, NOBUHARA H, et al. A fuzzy-similarity-based self-organized network inspired by immune algorithm for three-mixture-fragrance recognition[J]. *Transactions on Industrial Electronics*, 2006, 53(1): 313 – 321.
- [9] 李春华, 朱燕飞, 毛宗源. 一种新型的自适应人工免疫算法[J]. *计算机工程与应用*, 2004, 40(22): 84 – 87.  
(LI Chunhua, ZHU Yanfei, MAO Zongyuan. A novel adaptive artificial immune algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2004, 40(22): 84 – 87.)
- [10] TIAN X, YANG H D, DENG F Q. A novel artificial immune network[C] // *Proceedings of the Fifth International Conference Machine Learning and Cybernetics*. New York: IEEE Press, 2006: 2159 – 2165.
- [11] 洪露, 穆志纯. 基于“Stretching”技术的免疫遗传算法的研究[C] // *第25届中国控制会议论文集*. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2006: 1423 – 1427.

- (HONG Lu, MU Zhichun. Study of immune genetic algorithm based on "stretching" technique[C] // *Proceedings of the 25th Chinese Control Conference*. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2006: 1423 – 1427.)
- [12] BERGH F, ENGELBRECHT A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. New York: IEEE Press, 2004, 8(3): 225 – 239.
- [13] LI Z H, ZHANG Y N, TAN H Z. An efficient artificial immune network with elite-learning[C] // *Proceedings of the 3rd International Conference on Natural Computation (ICNC2007)*. Haikou: IEEE Press, 2007, 4: 213 – 217.
- [14] GRIFFIN I. *On-line PID controller tuning using genetic algorithms*[D]. Dublin: Dublin City University, 2003.
- [15] JANTZEN J. *Tuning of Fuzzy PID Controllers*[M]. Copenhagen: Technical University of Denmark, 1998.

### 作者简介:

**李中华** (1977—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事智能计算与优化控制、嵌入式系统与IC设计应用等的研究, E-mail: lizhongh@mail.sysu.edu.cn;

**张雨浓** (1973—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事递归神经网络、冗余机器人和高斯过程的计算及优化研究, E-mail: zhynong@mail.sysu.edu.cn;

**谭洪舟** (1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事智能系统与盲信号处理、集成电路设计的研究, E-mail: isthz@mail.sysu.edu.cn;

**陈卓怡** (1986—), 女, 工学学士, 2008年于中山大学信息科学与技术学院毕业后前往美国留学, 主要从事演化计算与信号处理方面的研究, E-mail: chenzycat@yahoo.com.cn.

## 下 期 要 目

- 一类具有零动态不确定非线性系统的停息时间可调的有限时间镇定 ..... 常 霞, 刘允刚
- 非持续激励条件下系统辨识递推最小二乘最小范数算法 ..... 李银国, 汤卓群, 黄 镭
- 多智能体强化学习及其在足球机器人角色分配中的应用 ..... 段 勇, 崔宝侠, 徐心和
- 双馈型变速恒频风力发电系统的鲁棒控制 ..... 任丽娜, 焦晓红, 邵立平
- 用虚拟目标值和支持向量机直接设计非线性控制器 ..... 李益国, 沈 炯
- 不确定非线性系统的自适应反演终端滑模控制 ..... 郑剑飞, 冯 勇, 郑雪梅, 杨旭强
- 带拥塞控制的多种群二元蚁群算法 ..... 严 彬, 熊伟清, 程美英, 叶 青
- 一个三维非线性系统的混沌运动及其控制 ..... 袁 地
- 网络化控制系统故障检测技术的最新进展 ..... 王永强, 叶 昊, 王桂增
- 电动Stewart平台分散子系统不确定性加权函数选择 ..... 傅绍文, 姚 郁, 韩 蕾
- 一种水下机器人运动的过程神经元控制 ..... 唐旭东, 庞永杰, 李 晔
- 基于误差系统的信息融合最优预见跟踪控制 ..... 甄子洋, 王志胜, 王道波