

精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法

刘朝华¹, 李小花¹, 章 兢²

(1. 湖南科技大学信息与电气工程学院, 湖南湘潭 411201; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南长沙, 410082)

摘 要: 提出一种精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法 (Elite immune clonal selection co-evolutionary particle swarm optimization, EICS-CPSO). 算法借鉴了协同进化思想和精英策略, 基于精英种群与普通群体并行协同进化框架. 高适应度的精英个体组成精英团体, 运用自适应小波变异的免疫克隆选择算子对精英团体进行提升引导操作. 普通种群间个体极值采用柯西交互学习机制提高微粒个体极值收敛性能; 迁移操作进一步推进了整体信息共享与协同进化. 实验结果表明该算法收敛速度快且全局搜索能力强, 且具有较好的动态优化性能. 实验分析表明该算法对参数不敏感, 易于使用.

关键词: 精英策略; 协同进化; 粒子群; 人工免疫系统; 小波

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 11-2167-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.11.009

Co-Evolutionary Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Elite Immune Clonal Selection

LIU Zhao-hua¹, LI Xiao-hua¹, ZHANG Jing²

(1. School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China)

Abstract: A novel Elite immune clonal selection co-evolutionary particle swarm optimization algorithm (named, EICS-CP-SO) is proposed based on the elite strategy and co-evolutionary mechanism. The algorithm is consisting of one elite subpopulation and several normal subpopulations based on collaborative computing frame. The elite individuals having high fitness from each normal subpopulation will be selected into the elite subpopulation, during the evolution process. The elite subpopulation will be promoted by the immune clonal selection operator with adaptive wavelet mutation. Furthermore, a simple Cauchy learning operator is utilized for accelerating the convergence speed of the pbest particles while the migration scheme is employed for the information exchange between elite subpopulation and normal subpopulations. The performance of the proposed algorithm is verified through a suite of standard benchmark functions, which shows a faster convergence and global search ability and also has a good dynamic optimization performance. Moreover, the parameters of the EICS-CPSO are analyzed in experiments and the results show that EICS-CPSO is insensitive to parameters and easy to use.

Key words: elitist strategy; coevolution; particle swarm optimization (PSO); artificial immune system (AIS); wavelet

1 引言

粒子群优化算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 是由 Eberhart 和 Kennedy 等于 1995 年提出的一种基于群体智能的全局优化算法^[1], 现已广泛的应用于科学与工程领域^[2]. 大量文献研究表明粒子群算法与其它进化算法类似, 随着待求问题规模的增大, 算法在进化后期容易陷入早熟收敛, 这些缺陷限制了粒子群的更广泛应

用^[2]. 科学技术人员致力于从多方面研究来提高其收敛性能, 产生了若干变种粒子群算法. 如, 一部分研究人员将其它智能搜索算子引入粒子群算法中, 构造一种变异粒子群算法^[3-5], 致使粒子群具有变异能力. 一部分研究人员试图改变粒子的运动行为以增强粒子的多样性, 如产生了综合学习型粒子群算法^[6,7], 自适应粒子群算法^[8]等. 还有一些学者对微粒的拓扑结构进行改进, 研究了基于环形、冯诺依曼拓扑等新型拓扑结构的粒子群

算法^[9].以上这些改进都是基于单群体结构模式,在一定程度上改善了算法性能.然而,早熟收敛的抑制、求解精度的提高、解空间的均匀性分布仍然是 PSO 算法研究的难题.

随着粒子群算法的深入发展,人们开始将目光投向多群体粒子群算法研究,通过构造新的群结构来提高粒子群算法的收敛性能.如 Bergh 等在文献[10]中提出了一种多种群粒子群算法对系统不同向量协同求解.Yen 等在文献[11]中研究了一种多群体动态粒子群进化算法,并设计了一种粒子规模自适应调节策略.文献[12,13]中提出了一种主从式双重结构的多群体粒子群优化方法.文献[14]研究了基于物种半径可调整的动态多种群粒子群优化算法.文献[15]研究了一种分布式多智能体粒子群算法.文献[16]提出一种基于粒子群与单纯形法协同互补搜索机理的多群体粒子群优化算法.这些多群体结构粒子群的研究提高了 PSO 的寻优性能.研究中发现现有的多群体粒子群算法群体之间信息协同交互不够,算法出现冗余迭代现象,算法稳健性还有待进一步改善.

协同进化^[17,18]可以促使群体多方向性广泛搜索,有助于扩大解空间的均匀性分布.而适应度较高的精英个体集合对种群的进化有着重要的推动作用^[19].借鉴协同进化思想与精英策略,提出了一种精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法.算法由精英团体与普通多群体并行协同进化.在进化过程中普通种群中优秀模式被选择进入精英团体,运用自适应小波免疫克隆选择算法对精英团体进行提升引导操作,精英团体中优秀模式被迁移到普通种群并加速普通种群进化速度.普通种群间个体极值采用柯西交互学习机制提高微粒个体极值收敛性能,从而推进算法整体进化.

2 基于精英型的协同粒子群进化模型

2.1 基本粒子群数学模型

设粒子群体规模为 N ,每个粒子在 D 维搜索空间中,记粒子($i = 1, 2, \dots, N$)的当前位置是 $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id}\}$,飞行的速度为 $V_i = \{V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id}\}$ 每个粒子当前找到的最优解为 $Pbest_{id}$,种群当前找到的全局最优解为 $Gbest_{id}$.其速度迭代数学表达式如下:

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id} + c_1 * rand_1() * (Pbest_{id}(t) - X_{id}(t)) + c_2 * rand_2() * (Gbest_{id}(t) - X_{id}(t)) \quad (1)$$

ω 为惯性权重. c_1, c_2 为调节 $Pbest_{id}$ 和 $Gbest_{id}$ 相对重要性的参数, $rand()$ 为 $\in (0, 1)$ 之间的随机数.这样,可以得到粒子的下一位置:

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (2)$$

从微粒运动数学表达式(1~2)可知,当群体微粒趋

同时,表达式后两项社会认知部分($Gbest_{id} - X_{id}(t)$)与个体自身认知部分($Pbest_{id}(t) - X_{id}(t)$)趋于 0 时,而 ω 小于 1,其速度将迅速下降到 0,粒子将停止运动.

2.2 精英免疫克隆协同进化粒子群算法模型

定义 1 精英团体 $P_0(t) = (P_{11}, P_{12}, \dots, P_{ij})$, (其中 $i, j \in Z^+$), P_{ij} 代表第 i 个子种群的第 j 个代表.精英群 P_0 保存了各普通种群在进化过程中产生的优良模式,同时精英种群通过免疫克隆选择算法优化进行引导操作,优势个体得到快速成长.精英免疫克隆选择的多粒子群进化算法系统模型如图 1 所示.

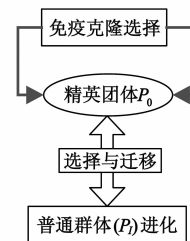


图1 精英免疫克隆选择的多群体粒子群协同模型

定义 2 普通种群 $P(t) = (P_1, P_2, \dots, P_l)$, (其中 $l \in Z^+$), 其中 $P_l(t)$ 代表第 l 个子种群.在进化过程普通种群中部分优秀个体极值采用柯西交互学习增强群体中个体极值进化速度,促进群体间优秀信息流动,增强群体的动态寻优性能.

2.3 精英团体免疫克隆选择机制

精英团体由适应度较高的个体成员构成,充分利用精英团体特征信息是保证算法高效性能的关键.利用人工免疫系统中具有强全局寻优性能的免疫克隆选择机理对精英个体进行提升引导.利用基于自适应小波变异的免疫克隆选择方法进一步增强免疫克隆选择算法的动态搜索性能,步骤如下:

(a) 免疫克隆

精英团体 $P_0 = (P_{11}, P_{12}, \dots, P_{ij})$ 被视为抗体群体,对其进行免疫克隆,克隆规模与亲和度成正比,克隆倍数 N_c 见式(3):

$$N_c = \sum_i^N \text{round}(\frac{\beta N}{i} + b) \quad (3)$$

其中 N 为种群规模, $\beta \in (0, 1)$. 为了保证每个抗体都有机会克隆扩增,故加上了常量 $b \geq 1$ 的整数.经过克隆扩增生成新群体 $Temp$.

(b) 自适应动态小波变异

定义 3 设连续时间函数 $\psi(x)$ 为小波函数满足以下性质^[5].

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0; \quad (4)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(x)|^2 dx < \infty \quad (5)$$

表明小波函数 $\psi(x)$ 的正总动量等于负总动量且小波函数 $\psi(x)$ 的幅值是有界的,即大多能量都限制在有限的时空区域内.以上性质可知,小波函数动态变空间能克服以往固定半径学习算子的缺陷,该变异算子可以增强算法的动态优化性能.其母波函数如下所示.

$$\psi(x) = e^{-x^2/2} \cos(5x) \quad (6)$$

本文选用 Morlet 小波,由于 Morlet 小波具有良好的动态特性与时频特性,能够代表小波函数动态变空间的特性,其表达式如下所示.

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{a}} e^{-\left(\frac{\psi}{a}\right)^2} \cos\left(5\left(\frac{\psi}{a}\right)\right) \\ \psi \in [-2.5a, 2.5a] \quad (7)$$

由式(7)分析便可得出随着参数 a 的增加小波幅值相应不断地减少,从而实现可调,为了避免手动调节 a 的繁琐,参数 a 按照下式自适应线性变化.

$$a = a_{\min} + (a_{\max} - a_{\min}) \frac{t}{T} \quad (8)$$

式(8)中 t 是当前进化代数, T 为总的进化代数,设定 ($a_{\min} = 5$, $a_{\max} = 1000$),此时 a 随着代数的增加,幅值 $\psi(x)$ 自适应微调.利用自适应小波对克隆扩增后 $Temp$ 中的个体实施高频变异,如下式:

$$P_{id}^{new} = P_{id} + \sigma(t) * P_{id} * U(0,1) \quad (9)$$

式中 σ 为式(7)中表述的自适应小波, $U(0,1)$ 为(0,1)之间的均匀随机发生器.

(c) 免疫选择 T_S^C

从克隆变异后的个体中选择亲和度最优的个体进入下一代,这样通过局部择优实现了种群的压缩,同时保证了抗体群中的最优解不会变差.

2.4 群体 P_{best} 交互学习机制

群体中的全局最优值产生于个体极值集合中,个体极值的寻优速度与求解精度影响到群体寻优效率,为了加强群体中个体极值信息交互,对群体微粒的个体极值进行柯西交互学习.交互学习策略如下:

$$pbest_j^d = pbest_j^d + \text{Cauchy} \cdot (gbest_{P_i}^d - pbest_j^d) \quad (10)$$

相比于传统的变异算子 Cauchy 算子具有较大的变异尺度,其中 Cauchy 密度函数如下所示:

$$\text{Cauchy}_t(x) = \frac{1}{\pi} \frac{t}{t^2 + x^2}, \\ -\infty < x < \infty, t > 0 \quad (11)$$

$pbest_j^d$ 为普通种群中的个体极值, $gbest_{P_i}^d$ 表示第 i 个普通种群的 $gbest$ 值,如果生成的随机数 $rand$ 大于概率 pc 则 P_i 选取的是自身群体的 $gbest$ 位置,否则是选取其他群体的 $gbest$ 位置,如算法 1 所示.

算法 1 个体极值 $pbest$ 交互学习算法

{for $j = 1$ to $M // M$ 为待学习的个体极值数

if $rand < Pc$

$P_i = [num * rand] // num$ 为群体个数

P_{best} 向其它群体 $gbest_{P_i}$ 学习

Else

P_{best} 向自身群体 $gbest$ 学习

End if

End for}

在多群体粒子群算法中个体极值自适应柯西交互学习策略是利用群体中历史最优信息来更新个体机制的位置,保证了粒子的多样性与信息流动,增强了算法动态优化性能.

2.5 精英迁移与共享机制

普通子种群内部进化过程中,每隔数代就直接从优良种群库中引进若干精英个体(一般取 1-2 个精英)代替本种群中适应度较差且成长性不佳个体.将通过免疫优化提升引导的精英抗体迁移到普通种群中,实现了种群信息交流与共享,加速推进了群体进化收敛性能.

3 算法流程

精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法流程如算法 2 所示:

算法 2 精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法

Begin

参数初始化,初始化种群 $P_i(0)$;

$t \rightarrow 0 //$ 迭代次数

while(not termination in condition) do

{ $t \rightarrow t + 1; (t)$

for $i = 1$ to $I // 1 \leq i \leq I, i$ 为子种群 $\text{Sub-}P_i(t)$ 的个数 i

种群 $\text{Sub-}P_i(t)$ 进化;

评价每个粒子 Particle 的适应度;

end for

群体间个体极值 P_{best} 交互学习;

精英个体被选择组建精英团体 $P_0(t)$;

对精英群体 $P_0(t)$ 进行免疫克隆选择操作 {克隆扩增算子; 自适应高频小波变异算子; 免疫选择算子;}

精英个体迁移算子操作;

Until a terminate-condition is met

{

输出结果

End

4 实验与分析

为了验证文中精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法(EICS-CPSO)的收敛速度、全局搜索性能.在这里选用 4 个典型的复杂函数进行测试.表 1 中, $f_1 - f_2$ 是单峰函数,通常用于检验算法收敛速度; $f_3 - f_4$ 是非线

性多峰函数,存在大量的局部极值点,可用于检验算法 的全局优化性能、多样性、逃离局部极值能力.

表 1 测试函数

Test function	Domain range	V_{accept}	Global optimal
$f_1(x) = \sum_{i=1}^{30} x_i^2$	$-100 \leq x_i \leq 100$	0.001	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{30} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	$-10 \leq x_i \leq 10$	50	0
$f_3(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^{30}x_i}) - \exp(\frac{1}{30}\sum_{i=1}^{30}\cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	$32 \leq x_i \leq 32$	0.001	0
$f_4(x) = \frac{\pi}{30} 10\sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{30-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10\sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_{30} - 1)^2 $ $+ \sum_{i=1}^{30} u(x_i, 10, 100, 4)$	$-50 \leq x_i \leq 50$	0.0001	0
where, $y_i = 1 + \frac{1}{4}(x_i + 1)$, $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m, & x_i > a \\ 0, & -a \leq x_i \leq a \\ k(-x_i - a)^m, & x_i < -a \end{cases}$			

实验设计:所有的实验在 AMD Athlon(tm) II X2 250 4 core 处理器,主频 3.0GHZ,4GB 内存, windows XP2, Visual C++ 6.0 软件平台上进行.所有实例独立运行 30 次,取平均统计结果进行比较,最大迭代次数为 3000 代.文中 HGAPSO 为基于遗传算法的混合粒子群算法^[3],HPSOM 算法表示基于随机均匀变异的粒子群算法^[4],HPSOWM 为基于小波变异的粒子群算法^[5],CLPSO 为全面学习粒子群算法^[6],A-CLPSO 为自适应全面学习粒子群算法^[7],APSO 表示一种自适应模糊分类粒子群算法^[8].实验参数设置:HPSOM, HGAPSO, HPSOWM 参数设置参照文献^[5],CLPSO 算法中参数参照文献^[6],APSO 算法中参数参照文献^[8].所有粒子群算法单个种群粒子规模为 30,文中 EICS-CPSO 算法 $\omega \in [0.91, 0.4]$, $c_1 = c_2 = 1.49445$.在实验经验中得出 EICS-CPSO 种群规模设定为 4 较合适.

4.1 算法精度比较

表 2 中表述了多种算法收敛精度与标准方差,表 2

表 2 七种变种粒子群算法精度比较(30 次)

function		HPSOM	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	A-CLPSO	APSO	EICS-CPSO
f_1	Mean	333.33	2.88e-11	8.35e-9	1.84e-16	5.56e-74	1.28e-54	7.16e-187
	Std. Dev	1795.05	2.88e-11	2.72e-8	1.65e-16	2.16e-73	5.38e-54	0
	t-test	1.31	7.07	2.17	7.89	1.82	1.68	NA
f_2	Mean	3041.96	85.05	39.66	28.51	37.12	16.82	0.85
	Std. Dev	4581.66	72.54	25.64	11.21	22.18	19.73	0.89
	t-test	4.69	8.21	10.70	17.40	11.55	5.71	0
f_3	Mean	5.72	8.03e-2	0.98	19.36	4.14e-15	0.187	1.42e-15
	Std. Dev	5.82	0.432	0.88	1.80	0	0.484	1.5e-15
	t-test	6.95	1.31	7.87	76.05	4.97e-7	2.73	0
f_4	Mean	0.96	0.055	0.263	5.91e-15	3.46e-3	6.91e-3	1.57e-32
	Std. Dev	1.14	0.171	0.503	6.79e-15	0.019	0.026	2.74e-48
	t-test	5.95	2.27	3.70	6.15	1.29	1.88	0

中 Mean、Std. Dev 分别表示适应度的均值、标准方差.图 2 表述了 4 个测试测试函数多种 PSO 算法的收敛性能.从表 2 中可以看出在 f_1, f_2, f_4 函数问题上, EICS-CP-PSO 算法的均值与标准方差明显优于其他 6 种变种粒子群算法,在 f_3 问题上 EICS-CPSO 算法在均值 HPSOM、HGAPSO、HPSOWM、CLPSO、APSO 算法;同时存在在 f_3 问题上 EICS-CPSO 算法均值优于 A-CLPSO.从图 2 可以得出 EICS-CPSO 算法收敛速度比其他 6 种变种 PSO 算法快. t-test 是一种用于区分两种算法优劣的统计方法^[5],从数理统计 t-test(简称 t)分布表可知, $t = 1.645$ 表明算法 1 性能优于算法 2 性能具有 95% 的置信度, $t = 2.06$ 表明算法 1 性能优于算法 2 性能具有 98% 的置信度.从表 2 中可以看出,在 $(f_1 - f_4)$ 问题上 EICS-CPSO 与其他几种变种的 PSO 算法的大部分 t-test 值高于 1.645,表明两算法之间区分度具有 95% 的置信水平.上述实验结果表明 EICS-CPSO 算法在单模态问题与多模态问题上寻优能力都很强,其算法收敛精度与全局优化性能较好.

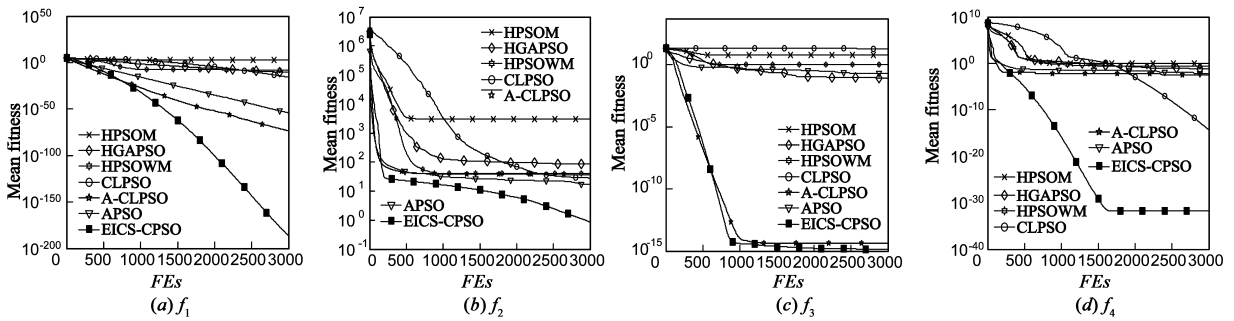


图2 七种算法收敛性曲线

4.2 算法计算复杂度比较

平均截止代数 (*Mean FEs*), CPU 平均计算时间 (*Time*)是评价一个算法计算复杂度的重要指标. 表 3 中给出了多种算法在达到可接受解阈值内 (V_{accept}) 的平均截止代数与 CPU 实际计算平均时间以及收敛率. 平均计算次数 (*Mean FEs*), 计算机平均 CPU 时间 (*Time*), 平

均收敛率 (*Ratio*)等指标在满足式(12)下完成的.

$$|F^* - F_{\text{best}}| \leq V_{\text{accept}} \quad (12)$$

式(12)中 F^* 为全局最优值, F_{best} 为此次运行所得的最优值, V_{accept} 为解的接受阈值, 如表 1 所示. 设 N 次运行中有 N_s 次成功, 则平均成功率为 $\text{Ratio} = N_s / N$.

表 3 七种算法计算复杂度比较 (30 次测试)

function	HPSOM	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	A-CLPSO	APSO	EICS-CPSO
f_1 <i>Mean FEs</i>	1096.5	2050.3	1149.0	3766.4	205.8	283.2	164.37
f_1 <i>Time (sec)</i>	0.228	0.406	0.244	0.520	0.077	0.139	0.057
f_1 <i>Ratio (%)</i>	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
f_2 <i>Mean FEs</i>	1411.8	2049.6	1253.7	4382.6	563.8	661.6	80.53
f_2 <i>Time (sec)</i>	0.324	0.458	0.285	0.635	0.231	0.334	0.028
f_2 <i>Ratio (%)</i>	73.3	93.3	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0
f_3 <i>Mean FEs</i>	1265.3	2572.1	1285.0	-	246	438.9	338.57
f_3 <i>Time (sec)</i>	0.470	0.726	0.472	-	0.110	0.250	0.184
f_3 <i>Ratio (%)</i>	96.7	100.0	96.7	0	100.0	100.0	100.0
f_4 <i>Mean FEs</i>	1721.4	2135.4	1507.0	4570.6	207.6	1129.7	575.2
f_4 <i>Time (sec)</i>	1.338	1.222	1.128	1.998	0.132	0.858	0.769
f_4 <i>Ratio (%)</i>	56.7	100.0	66.7	100.0	100.0	100.0	100.0

表 3 中“-”表明在设定的条件下没能收敛. 从表 3 可以看出, 在 4 个测试实例中, EICS-CPSO 算法平均收敛代数 (*Mean FEs*) 明显少于其他 6 种算法, 说明 EICS-CPSO 单步迭代优化效率高. 从表 3 还可以看出在 4 个测试实例上 EICS-CPSO 的 CPU 实际计算时间代价均少于其他 6 种变种粒子群算法, 说明本文的算法在可接受解阈值内 CPU 时间代价相对较低, 证明算法的求解效率较高. 同时在可接受得阈值内, EICS-CPSO 算法具有 100% 的收敛成功率 (*Ratio*), 说明算法 EICS-CPSO 稳健性较好. 主要是因为 EICS-CPSO 算法集成了协同搜索策略、精英策略与免疫系统优化机理的优势.

4.3 相关算子分析

在这里就免疫克隆选择算子、交互学习算子对算法的影响进行分析, 选取表 1 中的 3 个典型实例进行测

试, 测试结果如表 4 所示.

表 4 精英免疫克隆选择算子及其交互学习算子对算法质量的影响

算子		f_1	f_3	f_4
EICS-CPSO	<i>mean</i>	1.09e-100	4.14e-15	5.35e-22
with only AIS	<i>Std. dev</i>	2.50e-100	0	6.18e-22
EICS-CPSO	<i>mean</i>	5.97e-97	4.14e-15	2.42e-15
with only Cauchy	<i>Std. dev</i>	1.67e-96	0	2.38e-15
EICS-CPSO with	<i>mean</i>	7.16e-187	1.42e-15	1.57e-32
both AIS& Cauchy	<i>Std. dev</i>	0	1.5e-15	2.74e-48
EICS-CPSO	<i>mean</i>	2.28e-14	0.308	2.06e-5
without Either	<i>Std. dev</i>	6.11e-14	0.55	8.69e-5

表 4 中 (EICS-CPSO with AIS) 表示 EICS-CPSO 算法精英群体经过免疫克隆选择算法提升引导操作; (EICS-

CPSO without AIS)精英群体未经免疫克隆选择算法提升引导.从表4中可以得出,精英种群经过免疫克隆选择算子优化的求解精度明显优于未经过免疫克隆算子优化的 EICS-CPSO 算法,免疫克隆选择算子促使个体跳出了局部极值;精英个体的迁移实现了优良信息在种群间传播.从表4中还可以看出,带有柯西学习机制的 E-ICS-CPSO 算法(EICS-CPSO with Cauchy)的收敛精度优于没有柯西学习机制的 EICS-CPSO 算法(EICS-CPSO with

Cauchy),个体极值自适应柯西交互学习策略是利用群体中历史最优信息来更新群体中个体粒子的位置,保证了粒子的多样性,增强了群体优秀信息流动.

4.4 动态性能测试

为了避免标准测试函数取得全局最优点的参变量相同的情况,选用 shift 动态函数来测试算法的动态优化性能^[21].选用如下典型动态函数进行实验,其函数表达式如表5所示.

表5 Shift 函数测试

Shift 测试函数	作用域	Z	Global optimum
$F_1(x) = \max\{ z_i , 1 \leq i \leq D\} - 450$	$-100 \leq X_i \leq 100$	$z = X - o$	-450
$F_2(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D z_i}) - \exp(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi z_i)) + 20 + e - 140$	$-32 \leq X_i \leq 32$	$z = X - o$	-140

从表6可以看出,在典型的 shift 动态函数问题求解上,EICS-CPSO 算法在全局最优值、标准方差、t-test 值及其收敛速度都表现出很好的性能,表明文中所提算法 EICS-CPSO 具有很好的动态寻优能力与抗干扰能力.

这是因为算法集成了精英策略、协同进化技术、免疫技术的优势,既能保持群体多样性又能较好地平衡全局与局部搜索能力,因此算法具有很好的动态寻优性能.

表6 七种算法 Shift 函数测试结果比较

function	HPSOM	HGAPSO	HPSOWM	CLPSO	A-CLPSO	APSO	EICS-CPSO
<i>Mean</i>	-398.71	-446.07	-448.37	-446.07	-421.99	-449.57	-450
<i>Std. Dev</i>	7.29	3.07	0.59	3.07	8.87	0.26	0
<i>t-value</i>	49.75	9.05	19.54	9.05	22.33	11.69	N/A
<i>Mean</i>	-125.82	-128.73	-138.92	-139.46	-138.59	-139.56	-140
<i>Std. Dev</i>	2.52	6.79	0.97	1.15	1.54	0.64	0
<i>t-value</i>	39.79	11.74	7.87	3.32	6.47	4.86	N/A

5 结论

针对传统粒子群算法存在的缺陷,通过引入精英策略、协同进化思想以及免疫系统进化机理构建了精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法.有效地保持了种群的多样性,算法早熟收敛现象等到了抑制.自适应小波变异算子的运用提高了免疫克隆选择的动态寻优性能,进而改善了精英团体的进化效果.这些进化机理的合理集成有效地平衡了算法全局收敛、收敛速度及收敛精度之间的矛盾.实验结果表明在收敛精度与全局搜索能力方面 EICS-CPSO 算法优于最近几种变种粒子群算法.Shift 动态函数测试表明 EICS-CPSO 算法具有较好的动态优化能力,证明该算法具有处理动态优化问题的优越性.下一步工作是研究基于精英免疫克隆选择的协同进化粒子群算法复杂工业应用问题求解,进一步拓宽算法的应用范畴.

参考文献

[1] Eberhart R, Kennedy J A. A new optimizer using particle

swarm theory[A]. Proceeding of International Symposium on Micromachine and Human Science[C]. Nagoya, Japan: IEEE, 1995.39-43.

- [2] Ho S Y, Lin H S, Liauh W H, et al. OPSO: Orthogonal particle swarm optimization and its application to task assignment problems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: System and Humans, 2008, 38(2): 288-298.
- [3] Juang C F. A hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization for recurrent network design[J]. IEEE Trans Syst, Man, Cyber B, Cybern, 2004, 34(2): 997-1006.
- [4] Ahmed A A E, L T Germano, Z C Antonio. A hybrid particle swarm optimization applied to loss power minimization[J]. IEEE Trans Power Syst, 2005, 20(2): 859-866.
- [5] Ling S H, HHC Iu; KY Chan, et al. Hybrid particle swarm optimization with wavelet mutation and its industrial applications [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern B, Cybern, 2008, 38(3): 743-763.
- [6] 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 Evol Comput, 2006, 10

- (3):281-295.
- [7] Hao Wu, Geng J P, Rong H J, et al. An improved comprehensive learning particle swarm optimization and its application to the semiautomatic design of antennas[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2009, 57(10):3018-3028.
- [8] Zhan Z H, Zhang J, Li Y, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2009, 39(6):1362-1380.
- [9] Kennedy J, Mendes R. Neighborhood topologies in fully informed and best-of-neighborhood particle swarms [J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, Appl Rev, 2006, 36(4):515-519.
- [10] Bergha F Van den, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Trans Evol Comput, 2004, 8(3):225-239.
- [11] Yen G G, Leong, W F. Dynamic multiple swarms in multiobjective particleswarm optimization[J]. IEEE Trans Syst Man Cybern Part A-Syst Hum, 2009, 39(4):890-911.
- [12] Niu B, Zhu Y, He X. Multi-population cooperative particle swarm optimization[A]. Proc Eur Conf Artif Life, Canterbury [C]. UK, 2005. 874-883.
- [13] 高芳, 崔刚, 吴智博. 求解复杂优化问题的双层多种群粒子群优化算法[J]. 高技术通讯, 2009, 19(5):519-524.
Gao Fang, Cui Gang, Wu Zhibo. A Bi-level multi-population particle swarm optimization algorithm for solving complicated optimization problems[J]. Chinese High Technology Letters, 2009, 19(5):519-524(in Chinese)
- [14] 李丹, 高立群, 王珂. 基于动态多种群粒子群支持向量机的短期负荷预测[J]. 计算机科学, 2008, 35(7):133-136.
Li Dan, GAO Li Qun, Wang Ke. Short-term load forecasting approach based on support vector Machine with dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Science, 2008, 35(7):133-136. (in Chinese)
- [15] 赵波, 郭创新, 张鹏翔, 等. 基于分布式协同粒子群优化算法的电力系统无功优化[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(21):1-7.
Zhao Bo, Guo Chuang-xin, Zhang Peng-xiang. Distributed cooperative particle swarm optimization algorithm for reactive power optimization[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2005, 25(21):1-7. (in Chinese)
- [16] 张勇, 巩敦卫, 张婉秋. 一种基于单纯形法的改进微粒群优化算法及其收敛性分析[J]. 自动化学报, 2009, 35(3):289-298.
Zhang Yong, Gong DunWei, Zhang Wanqiu. A simplex method based improved particle swarm optimization and analysis on its global convergence[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(3):289-298. (in Chinese)
- [17] Potter Ma, De Jong Ka. A cooperative coevolutionary approach to function optimization[A]. Proceedings of the 3rd Parallel Problem Solving from Nature [C]. Berlin: Springer-Verlag, 1994. 249-257.
- [18] 王磊, 刘小勇. 协同人工免疫计算模型的研究[J]. 电子学报, 2009, 37(8):1739-1745.
Wang Lei, Liu Xiao-yong. A study on a coordinative immune-computing model[J]. Acta Electronic Sinica, 2009, 37(8):1739-1745. (in Chinese)
- [19] Ahn cw, Ramakrishna Rs. Elitism-based compact genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2003, 7(4):367-385
- [20] Dasgupta D. Advances in artificial immune systems[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4):40-49.
- [21] Liang J J, Suganthan P N, Deb K. Novel composition test functions for numerical global optimization[A]. Proc IEEE Swarm Intell Symp [C]. Pasadena, CA: IEEE Press, 2005. 68-75.

作者简介



刘朝华 男, 1983年4月生, 湖南衡阳人, 博士, 博士后, 现为湖南科技大学信息与电气工程学院讲师, 主要从事计算智能理论与应用, 复杂系统建模、辨识、优化与控制, 并行计算与云计算等领域研究。

E-mail: 163liuzhaohua@163.com

李小花 女, 1984年2月生, 湖南娄底人, 硕士. 现为湖南科技大学信息与电气工程学院教师, 主要从事电子技术方面研究与教学。

章 兢 男, 1957年1月出生, 湖南韶山人, 教授, 博士. 现为湖南大学电气与信息工程学院博士生导师, 主要从事复杂工业优化控制, 并行计算与云计算等领域研究。