

新的混沌粒子群优化算法

胥小波^{1,2}, 郑康锋^{1,2}, 李丹^{1,2}, 武斌^{1,2}, 杨义先^{1,2}

(1. 北京邮电大学 信息安全中心, 北京 100876; 2. 北京邮电大学 灾备技术国家工程实验室, 北京 100876)

摘要: 针对传统粒子群算法初期收敛较快, 而在后期容易陷入早熟、局部最优的特点, 提出了一种新的混沌粒子群优化算法, 不同于已有的混沌粒子群算法的简单粒子序列替换, 该算法将混沌融入到粒子运动过程中, 使粒子群在混沌与稳定之间交替运动, 逐步向最优值靠近。并提出了一种新的混沌粒子群数学模型, 进行了非线性动力学分析。数值测试结果表明该方法能跳出局部最优, 极大提高了计算精度, 进一步提高了全局寻优能力。

关键词: 粒子群; 混沌; 混沌粒子群; 优化算法

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)01-0024-07

New chaos-particle swarm optimization algorithm

XU Xiao-bo^{1,2}, ZHENG Kang-feng^{1,2}, LI Dan^{1,2}, WU Bin^{1,2}, YANG Yi-xian^{1,2}

(1. Information Security Center, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. National Engineering Laboratory for Disaster Backup and Recovery, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: The original particle swarm optimization (PSO) algorithm has the advantages of fast convergence, but with the shortcoming of premature and local convergence. To overcome this problem, a new chaos-particle swarm optimization algorithm was presented, which was different from the conventional method of replacing pre-particle. Instead, the algorithm in this paper made the motion of particles with characteristics of chaos, so as to make particles move between the state of chaos and stable, and gradually close to the optimal value. The nonlinear dynamics of the proposed Mathematical model are analyzed, and the results of the experiment show that the proposed algorithm can result in encouraging results.

Key words: particle swarm; chaos; chaos-particle swarm; optimization algorithm

1 引言

粒子群优化(PSO, particle swarm optimization)算法是由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出的一种种群智能优化方法^[1]。该算法因其建模简单, 收敛速度快且易于实现等优点, 不仅在求解组合优化问题、神经网络训练、模式分类、模糊系统控

制等传统优化问题取得了显著的成效^[2,3], 而且在通信、传感器网络、最优路径、资源分配、生物分子研究等领域得到了广泛的应用^[4-6]。但是 PSO 算法在搜索的初期往往收敛较快, 而在后期容易陷入局部最优。

针对此不足, Bergh 等^[7]提出了 Multi-start PSO 算法, 即每迭代若干次后, 都保留历史最优粒子,

收稿日期: 2010-11-30; 修回日期: 2011-05-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61070208); 国防基础科学研究计划基金资助项目(9140A15060109DZ082); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(BUPT2009RC0218, BUPT2010PTB0501)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61070208); The National Defense Basic Scientific Research Program of China (9140A15060109DZ082); The Foundation Research Funds for the Central Universities (BUPT2009RC0218, BUPT2010PTB0501)

粒子全部初始化，以提高粒子的多样性，扩大搜索空间。Jiao 等^[8]提出了一种动态惯性权重的粒子群优化算法，惯性权重随着迭代次数的增加而降低，在开始阶段具有较强的全局搜索能力，而在后期以较小的惯性权重能够收敛到最优解。

混沌优化算法是一种新型搜索算法，其基本思想是把变量从混沌空间变换到解空间，然后利用混沌变量具有遍历性、随机性和规律性的特点进行搜索，混沌优化方法具有全局渐进收敛、易跳出局部极小点和收敛速度快的特点。

文献[9]提出将混沌嵌入粒子群算法的思想，在粒子与种群最优解的距离小于门限值时，进行混沌搜索，搜索到较优解则取代当前粒子。混沌粒子群算法提出后，利用混沌策略与粒子群算法的结合已有不少尝试，文献[10]提出了将分段线性混沌映射结合到粒子群 (PWLCP SO) 算法，取代了经典的 logistic 混沌模型。文献[11]利用混沌序列产生传统粒子群算法中的参数，提出了一种逃离局部最优解的新思路。文献[12]采用 Henon 混沌映射序列和隐式过滤本地搜索策略来增加收敛速度和搜索精度，可以过滤低幅振荡，快速接近较优解。文献[13]将人工免疫系统(AIS)、混沌算子、粒子群优化算法结合起来提出了一种混沌免疫粒子群(CIPSO)算法，用来解决多目标路径优化问题。

综上所述，对于混沌粒子群算法的研究目前主要集中于各种混沌映射对于算法的性能影响及利用算法混合思想与一些启发式算法相混合。现有的混沌粒子群基本思想是利用混沌序列产生新的粒子代替原来的粒子，效果并不理想。而本文并不是将混沌与粒子群算法简单地结合在一起，而是将混沌融入到粒子的运动过程中，达到了较好的效果。

2 PSO 算法基本思想

PSO 算法模拟鸟集群飞行觅食的行为^[14]。设搜索空间为 D 维，总粒子数为 n 。第 i 个粒子位置表示为向量 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ；第 i 个粒子“飞行”历史中的过去最优位置为 $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ，整个种群过去最优位置 P_g 为所有 $P_i (i=1, \dots, n)$ 中的最优；第 i 个粒子的位置变化率(速度)为向量 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行变化：

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times rand() \times [P_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times rand() \times [P_{gd}(t) - x_{id}(t)] \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中， c_1 和 c_2 为正常数，称作学习因子； $rand()$ 是介于[0,1]之间的随机数； w 是惯性权重，可以调节算法的全局和局部寻优能力。粒子群初始位置和速度随机产生，然后按式(1)和式(2)进行迭代，直至找到满意的解。

3 混沌粒子群算法模型

3.1 算法模型

本文受文献[15]中提出的混沌蚁群 (CAS) 算法的启发，并在此基础上改进，结合粒子群算法，提出了如下混沌粒子群优化系统动力学模型。

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times rand() \times [P_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times rand() \times [P_{gd}(t) - x_{id}(t)] \quad (3)$$

$$c_{id}(t) = c_{id}(t-1)^{(1+r_{id})} \quad (4)$$

$$x_{id}(t) = (x_{id}(t-1) + y_d \times M_i) \times \exp((1 - \exp(-200 \times c_{id}(t))) \times (3 - \frac{7.5}{y_d} (x_{id}(t-1) + y_d \times M_i))) - y_d \times M_i + \exp(-400 c_{id}(t)) \times v_{id}(t) \quad (5)$$

其中，式(3)为粒子速度更新算法，含义与式(1)相同。式(4)为混沌变量，影响粒子的混沌程度。 r_{id} 是一个小于 1 的正常数，定义为第 i 个粒子第 d 维的混沌因子。式(5)在粒子群的位置更新中引入混沌。 t 表示迭代次数， y_d 表示搜索测度， M_i 表示粒子 i 的搜索空间向负方向移动的比例，如： $y_d=100, M_i=0.5$ ，则表示搜索空间为[- 50,50]。

混沌算法采用了文献[15]中的混沌算法，即 Sole 等给出的混沌系统^[16]，混沌迭代如式(6)所示。

$$x = x^* \exp(m(1-x)) \quad (6)$$

目前已有的混沌粒子群算法主要是在进入稳定状态后，用混沌序列搜索取代现有粒子。而本算法模拟粒子群混沌与稳定的交替运动过程，将混沌运动与粒子群运动结合到一起，并通过混沌因子来调节混沌程度，并提出了数学模型。

3.2 混沌变量

混沌变量在粒子群运动过程中起到控制粒子混沌程度的作用。当混沌变量 $C_{id}(t) = 1$ 时，粒子的

位置更新方法为

$$x_{id}(t) = (x_{id}(t-1) + y_d \times M_i) \times \exp(3 - \frac{7.5}{y_d}(x_{id}(t-1) + y_d \times M_i)) - y_d \times M_i \quad (7)$$

此时,式(7)为式(6)经过位置变换后的结果,主要是粒子个体的混沌在发挥作用。

而当混沌变量 $C_{id}(t) = 0$ 时,粒子的位置更新方法为

$$x_{id}(t) = x_{id}(t-1) + v_{id}(t) \quad (8)$$

可以看出,式(8)与式(2)相同,粒子群算法起主要作用。

3.3 粒子位置更新

原粒子群算法是对所有维的位置作为一个整体更新后,再计算个体历史最优(P_{id})和群体全局最优(P_{gd}),而在本算法中对每一维更新后,计算个体历史最优(P_{id})和群体全局最优(P_{gd}),速度矢量关系如式(9)所示。

$$v_i(t) = v_{i1}(t) + v_{i2}(t) + v_{i3}(t) + v_{i4}(t) + L + v_{id}(t) \quad (9)$$

矢量关系图如图 1 所示。传统的粒子群算法更新时,将 $v_i(t)$ 看作一个整体,直接从 $X_i(t)$ 更新 $X_i(t+1)$ 。本算法将 $v_i(t)$ 看作各维度之和(如式(9)所示)对每一维的更新过程进行递增搜索,将搜索过程细化,增加了搜索空间,提高了搜索精度。而时间复杂度增量为 $O(d)$,仅与维度有关,与粒子个数 n 无关,达到以较小的时间代价来提高搜索精度的效果。相对于传统的粒子群算法,时间复杂度提高了 $O(d)$ 倍,而相对于现有的混沌粒子群算法,时间复杂度降低了 M 倍,其中, M 代表混沌搜索的步长。

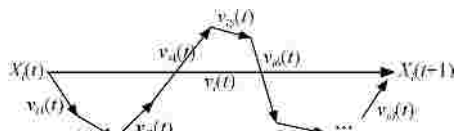


图 1 粒子位置更新过程

3.4 混沌与稳定的交替

一直处于混沌或稳定状态对于寻找最优值没有任何意义,只有在混沌与稳定的交替中才能不断向最优结果靠近。也就是说,要在粒子稳定时,引入混沌,跳出局部最优;在粒子不稳定时,加速向最优值靠近,加快收敛过程。

为了定义粒子是否处于稳定状态,引入了 2 个变量

$$move = abs(x_{id}(t) - x_{id}(t-1)) \quad (10)$$

$$stable = abs(x_{id}(t) - p_{id}(t)) \quad (11)$$

其中, $move$ 表示粒子当前移动距离, $stable$ 表示粒子当前位置与粒子历史上最优值之间的距离。

进一步,将稳定状态条件定义为

$$move < 10^{-6} \ \&\& \ stable < 10^{-6} \ \&\& \ t < 0.9T \quad (12)$$

其中, T 表示总迭代次数。当粒子移动距离和距离历史最优值较近时,粒子处于稳定状态,此时,令混沌变量 $C_{id}(t)=0.999$,引入混沌。

当粒子不稳定时,满足条件:

$$stable > 10^{-6} \ \&\& \ t < 0.9T \quad (13)$$

即当粒子移动距离和距离历史最优值较远时,粒子处于运动状态,为了加速收敛过程,令 $X_{id}(t)=P_{id}(t)$,保留历史最优值。

4 混沌粒子群算法数值测试

4.1 混沌粒子群模型的非线性动力学行为

为了分析混沌粒子群模型的非线性动力学行为,利用这个优化模型来解决 Rastrigin 函数优化问题。目标函数如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (10 + x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) \quad (14)$$

其中, $-5.12 \leq x_i \leq 5.12, l=30$,最小值在 30 维 x 变量均为 0 时,全局最小值为 0。令混沌粒子群算法中:惯性因子 $w=0.7298$,学习因子 $c_1=c_2=1.4962$,迭代次数为 1 000,粒子个数 $N=20$,混沌因子 $r(i,d)=0.5+(0.005)rand$,混沌变量初值为 $C_{id}(0)=0.999$,搜索测度 $\rho_d=10.24$,移动因子 $M_i=0.5$ 。图 2 是混沌变量随迭代过程的变化曲线,开始阶段 $c(t)$ 由 1 减为 0,是从混沌到粒子群的过程,当粒子群稳定后, $c(t)$ 为 1,引入混沌跳出局部最优解。

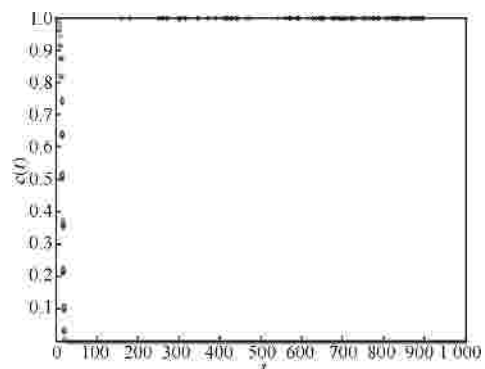


图 2 混沌变量随时间变化曲线

图 3 是粒子 1 在搜索最优解时 x_1 的变化过程，从图中可以看出，粒子 1 在对 x_1 的搜索过程中，在稳定和混沌之间交替，并向最优值靠近。图 4 是所有粒子搜索 x_1 最优值过程，可以观察到整个混沌粒子群也是在混沌与稳定之间交替搜索，跳出局部最优，向全局最优接近。

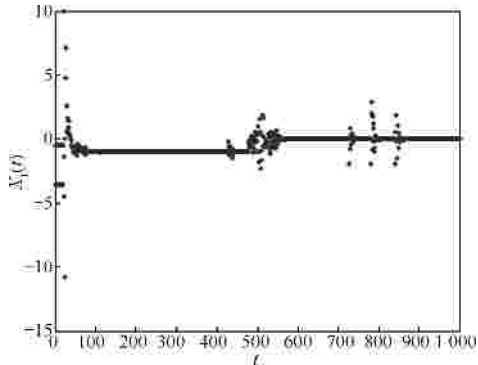


图 3 粒子 1 搜索 x_1 最优值过程

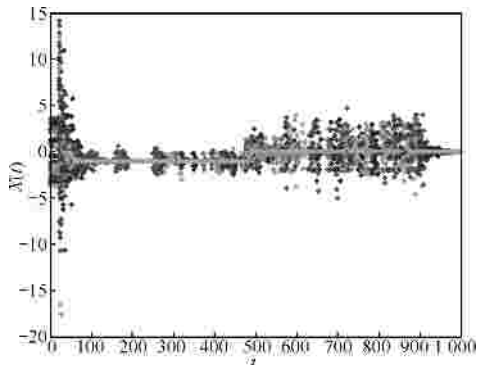


图 4 粒子群搜索 x_1 最优值过程

图 5 是粒子 1 的目标函数值变化过程，图 6 是整个粒子群的目标函数值变化过程。可以看到，粒子的值总体趋势越来越小，但在前 $0.9T$ 次迭代过程中会有一些起伏的现象，这是因为粒子在混沌的作用下不断在周围探索，以跳离局部最优。在最后 $0.1T$ 迭代过程中，没有引入混沌，所有粒子在粒子群算法下达到最优状态。

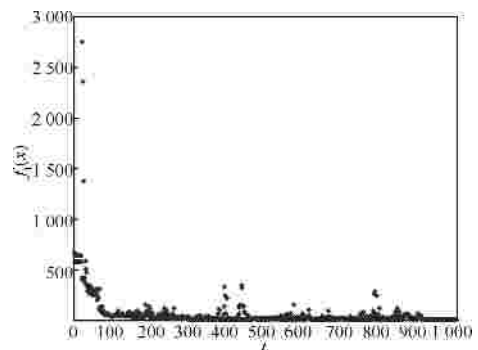


图 5 粒子 1 的目标函数值变化过程

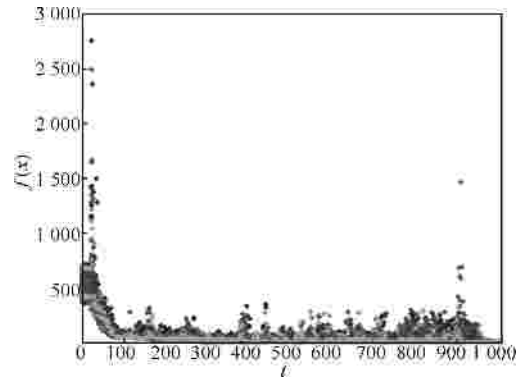


图 6 粒子群的目标函数值变化过程

图 7 是粒子群的最优值变化过程，随着迭代次数增加，最优值递减。最后得到的优化极值为 4.8878×10^{-7} ，各维度的最优位置值均小于 1×10^{-4} 。

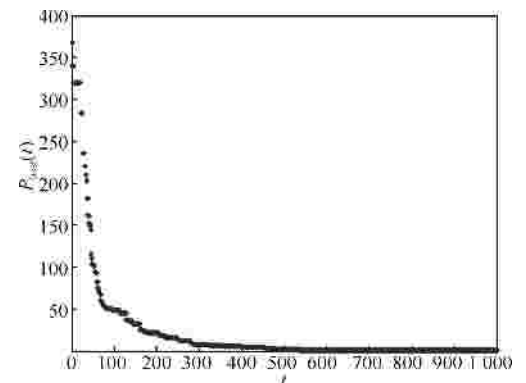


图 7 粒子群最优值变化过程

本算法的参数中，惯性因子 w 、学习因子可根据粒子群算法最优来设置，搜索测度、移动因子可根据初始搜索条件进行计算得出，混沌变量初值为 $C_{id}(0)=0.999$ ，比较重要的参数是混沌因子的大小，它影响了初始混沌搜索的时间，下面令混沌因子为： $r(i,d)=0.1+(0.001)rand$ 进行数值仿真，说明混沌因子参数对该算法搜索过程的影响。

图 8 是混沌变量随时间变化曲线，图 9 和图 10 分别是单个粒子、粒子群对变量 x_1 的搜索过程，图 11 和图 12 分别给出了单个粒子、粒子群的能量函数时间演化，图 13 给出了整个粒子群最优值的变化过程。通过对比图 8~图 13 与图 2~图 7，可以看出混沌因子对算法搜索过程的影响，初始混沌搜索过程由原来的 20 次迭代变为 100 次迭代。混沌因子 $r(i,d)$ 越小，混沌变量减小的过程越慢，混沌搜索时间越长，有利于搜索到较优值，但初始混沌收敛过程越长。最后得到的优化极值为 1.38850×10^{-7} ，各维度的最优位置值均小于 1×10^{-4} 。

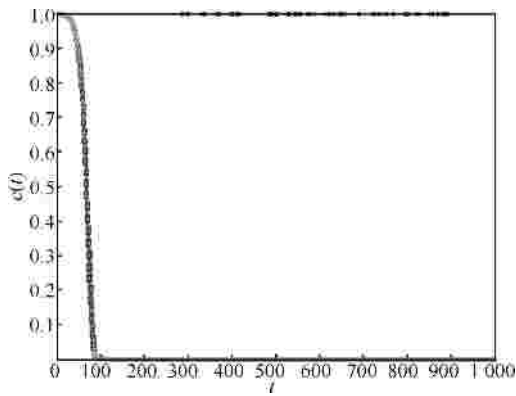


图 8 混沌变量随时间变化曲线

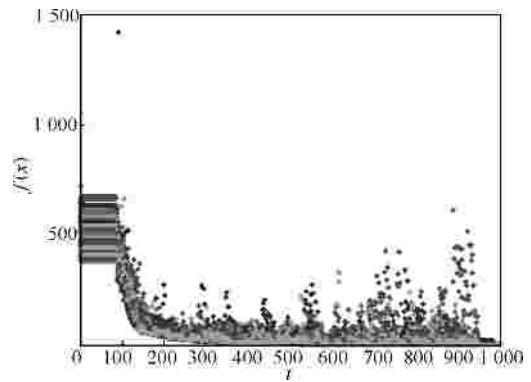


图 12 粒子群的目标函数值变化过程

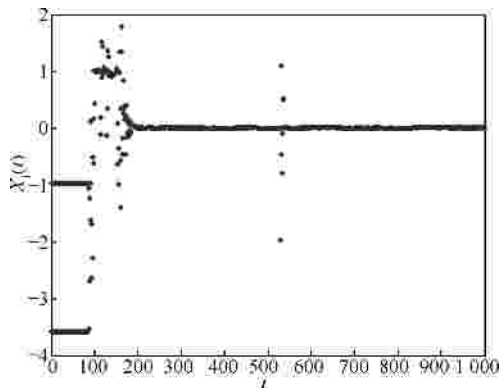


图 9 粒子 1 搜索 x_1 最优值过程

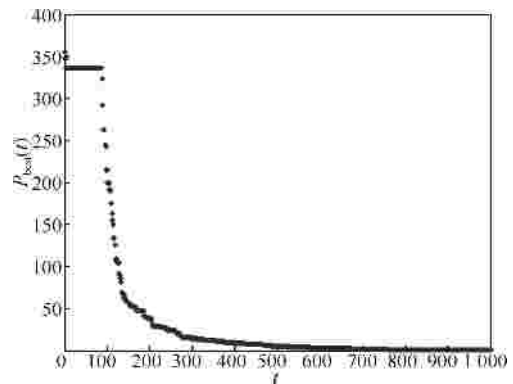


图 13 粒子群最优值变化过程

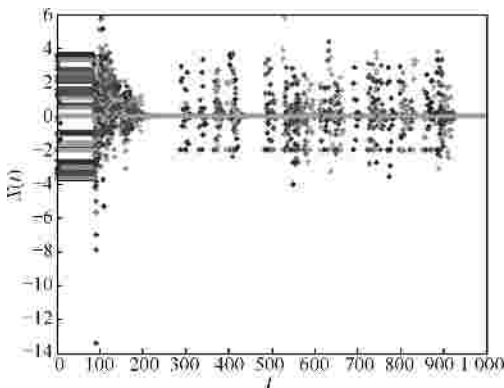


图 10 粒子群搜索 x_1 最优值过程

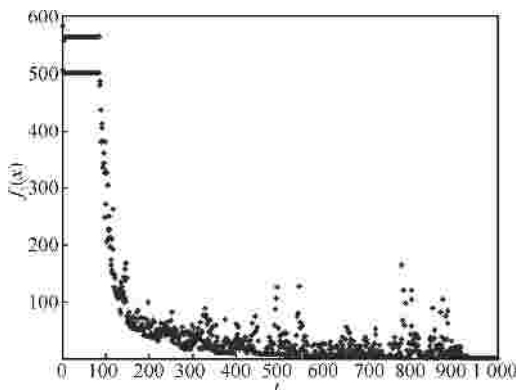


图 11 粒子 1 的目标函数值变化过程

4.2 算法性能数值测试

为了检测混沌粒子群算法的性能，选取 5 个测试函数进行测试，它们是在进化规划、模拟退火、遗传算法和粒子群优化中广泛使用的数值测试函数，分别如下。

Sphere 函数：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (15)$$

其中 $-50 \leq x_i \leq 50$ ，其全局最优点在 $X=(0,0,0,\dots,0)$ ，全局极值为 0。

DeJong 函数：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (16)$$

其中 $-20 \leq x_i \leq 20$ ，其全局最优点在 $X=(0,0,0,\dots,0)$ ，全局极值为 0。

Griewank 函数：

$$f(x) = 1 + \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i^2}{4000} \right) - \prod_{i=1}^n \cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) \quad (17)$$

其中 $-600 \leq x_i \leq 600$ ，其全局最优点在 $X=(0,0,0,\dots,0)$ ，

表 1 数值测试结果

| 优化算法 | Sphere | DeJong | Griewank | Rosenbrock | Rastrigin |
|---------|------------------------|------------------------|---------------------------|---------------------------|---------------------------|
| 粒子群 | $3.700\ 4 \times 10^2$ | $4.346\ 7 \times 10^3$ | 2.61×10^7 | 13.865 | $1.065\ 5 \times 10^2$ |
| 卡尔曼群 | 4.723 | 4.609 | 3.28×10^3 | 9.96×10^{-1} | 53.293 |
| 混沌蚂蚁群 | 3.815×10^{-1} | 1.61×10^{-2} | 23.414 | 4.669×10^{-1} | 22.636 1 |
| 现有混沌粒子群 | $2.373\ 610^{-3}$ | $2.340\ 210^{-47}$ | $6.848\ 1 \times 10^{-2}$ | $1.040\ 4 \times 10^{-2}$ | $9.525\ 8 \times 10^{-1}$ |
| 新的混沌粒子群 | $2.027\ 910^{-9}$ | $2.080\ 891\ 0^{-17}$ | $9.905\ 10^{-11}$ | $2.906\ 810^{-4}$ | $4.374\ 1 \times 10^{-4}$ |

全局极值为 0。

Rosenbrock 函数：

$$f(x) = \sum_{i=1}^{l-1} (100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2) \quad (18)$$

其中， $-100 \leq x_i \leq 100$ ，其全局最优点在 $X=(1,1,1,\dots,1)$ ，全局极值为 0。

Rastrigin 函数：

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (10 + x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) \quad (19)$$

其中， $-5.12 \leq x_i \leq 5.12$ ，其全局最优点在 $X=(0,0,0,\dots,0)$ ，全局极值为 0。

混沌粒子群参数设置为： $w=0.729\ 8$ ， $c_1=c_2=1.496\ 2$ ， $T=1\ 000$ ， $r(i,d)=0.5+(0.005)rand$ ， $N=20$ ， $C_{id}(t)=0.999$ ， $?_d$ 为各自搜索空间长度， $M_i=0.5$ ，粒子初始值为 $?_d \times M_i \times (2rand()-1)$ 。现有的粒子群算法实验采用 logistic 混沌模型，最大迭代步长为 15。在维度 $l=30$ 的情况下，进行 50 次测试取平均值的结果如表 1 所示，其他算法结果来自文献[15]。

对比表 1 中的结果可以看出，本文所提出的混沌粒子群算法测试结果明显好于粒子群、卡尔曼群、混沌蚂蚁群、现有混沌粒子群的测试结果，搜索精度至少提升了 100 倍。

图 14~图 18 为现有混沌粒子群算法与本文提出的混沌粒子群算法对 5 个标准测试函数进行优化的过程中，种群最优值进化曲线的对比。可以看出，相对于现有的混沌粒子群算法，本文提出的混沌粒子群在经过若干代运算之后仍保持较高的活性，可以从局部最优中跳离出来，保持较快的收敛速度，极大地提高了对最优值的全局搜索能力。

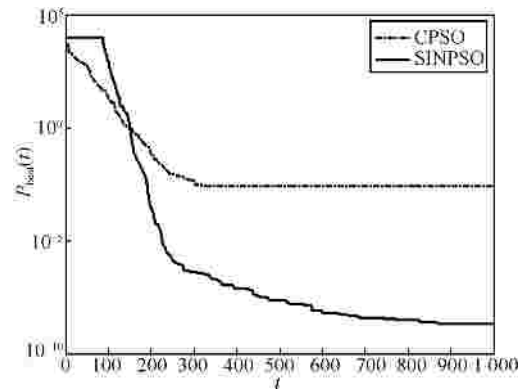


图 14 Sphere 函数寻优过程

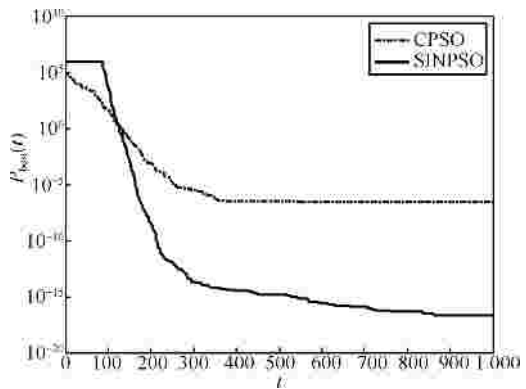


图 15 DeJong 函数寻优过程

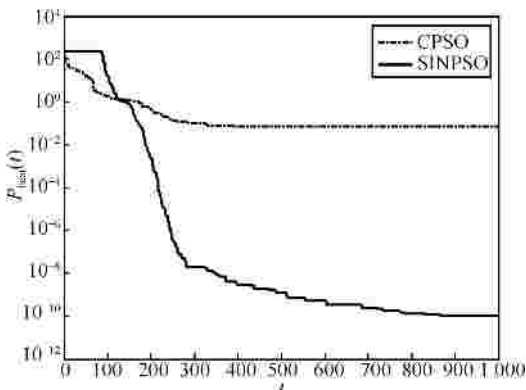


图 16 Griewank 函数寻优过程

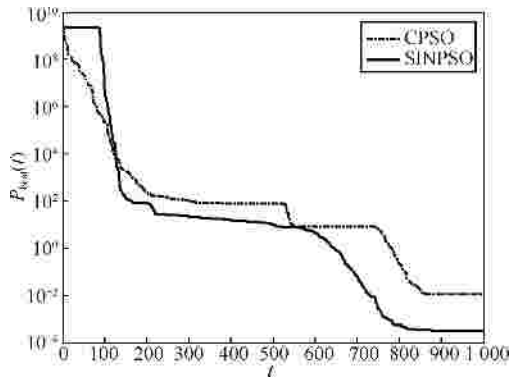


图 17 Rosenbrock 函数寻优过程

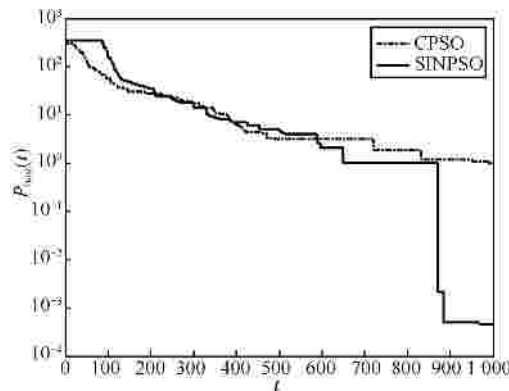


图 18 Rastrigin 函数寻优过程

5 结束语

本文利用混沌的遍历性和粒子群收敛快的特点，提出了一种新的混沌粒子群算法。该算法将混沌融入到粒子运动过程中，不同于已有的混沌粒子群算法的简单粒子序列替换，使粒子群在混沌与稳定之间交替向最优点靠近，并提出了一种新的混沌粒子群数学模型。本文还给出了混沌粒子群算法的非线性动力学行为分析，并和目前国际上流行的算法，如粒子群算法、卡尔曼群算法、混沌蚁群算法和现有混沌粒子群算法作了对比分析。文中给出的数值结果表明该方法用于解决函数最优化问题的有效性，并且能有效避免粒子群优化算法的早熟收敛问题，能跳出局部最优，极大提高了计算精度和全局寻优能力。

参考文献：

[1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[A]. Proc of the First IEEE International Conference on Neural Networks[C]. Perth, Australia : IEEE Press, 1995. 1942-1948.

[2] MODARES H, ALFI A, NAGHIBI-SISTANI M B. Parameter estima-

tion of bilinear systems based on an adaptive particle swarm optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(7): 1105-1111.

[3] KARAKUZU C. Parameter tuning of fuzzy sliding mode controller using particle swarm optimization[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2010, 6(10):4755-4770.

[4] KULKARNI R V, VENAYAGAMOORTHY G K. Bio-inspired algorithms for autonomous deployment and localization of sensor nodes[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2010, 40(6): 663-675.

[5] ZHANG W, LIU J, NIU Y Q. Quantitative prediction of MHC-II binding affinity using particle swarm optimization[J]. Artificial Intelligence in Medicine,2010,50(2):127-132.

[6] GHEITANCHI S, ALI F, STIPIDIS E. Particle swarm optimization for adaptive resource allocation in communication networks[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2010. 1-13.

[7] BERGH F. An Analysis of Particle Swarm Optimizers[D]. Department of Computer Science, University of Pretoria, South Africa, 2006. 118-123.

[8] JIAO B, LIAN Z G, GU X S. A dynamic inertia weight particle swarm optimization algorithm[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2008, 37(3): 698-705.

[9] MENG H J, ZHENG P, WU R Y, *et al.* A hybrid particle swarm algorithm with embedded chaotic search[A]. Proceedings of the 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems[C]. Singapore, 2004. 367-371.

[10] XIANG T, LIAO X F, WONG K. An improved particle swarm optimization algorithm combined with piecewise linear chaotic map[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007,190(2): 1637-1645

[11] ALATAS B, AKIN E, OZER A B. Chaos embedded particle swarm optimization algorithms[J]. Chaos Solitons & fractals, 2009, 40(4): 1715-1734.

[12] COELHO L D, MARIANI V C. A novel chaotic particle swarm optimization approach using Henon map and implicit filtering local search for economic load dispatch[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2009, 39(2):510-518.

[13] ZHANG Y D, JUN Y, WEI G, *et al.* Find multi-objective paths in stochastic networks via chaotic immune PSO[J]. Expert Systems With Applications, 2010, 37(3): 1911-1919.

(下转第 37 页)

参考文献：

- [1] Suran de Silva. Cisco 6500 FIB forwarding capacities[EB/OL]. <http://www.nanog.org/mtg-0702/presentations/fib-desilva.pdf>, 2007.
- [2] Netlogic microsystems[EB/OL]. <http://www.netlogicmicro.com/>, 2010.
- [3] ZANE F, NARLIKAR G, BASU A. CoolCAMs: power-efficient TCAMs for forwarding engines[A]. Proceedings of the 22nd IEEE INFOCOM[C]. San Francisco, USA, 2003. 42-52.
- [4] TAYLOR D, SPITZNAGEL E, TURNER J. Packet classification using extended tcams[A]. ICNP '03 Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Network Protocols[C]. 2003.120-131.
- [5] SRINIVASAN V, VARGHESE G, SURI S, *et al.* Fast and scalable layer four switching[A]. ACM SIGCOMM 98[C]. 1998.191-202.
- [6] TAYLOR D E. Survey and taxonomy of packet classification techniques[J]. ACM Computer Surveys, 2005,37(3): 238-275.
- [7] VENKATACHARY S, LAKSHMINARAYANAN K, RANGARAJAN A. Algorithms for advanced packet classification with ternary cams[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2005 35(4): 193-204.
- [8] BREMLER-BARR A, HENDLER D. Space-efficient TCAM-based classification using gray coding[A]. INFOCOM 2007, The 26th IEEE International Conference on Computer Communications[C]. 2007. 1388-1396.
- [9] LIU H. Efficient mapping of range classifier into ternary-cam[A]. High Performance Interconnects[C]. 2002.95-100.
- [10] BREMLER-BARR A, HAY D, HENDLER D, *et al.* Layered interval codes for tcam-based classification[A]. INFOCOM 2009, the 28th IEEE International Conference on Computer Communications[C]. 2009.1305-1313.
- [11] TAYLOR D E, TURNER J S. ClassBench: a packet classification benchmark[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2007, 15(3): 499-511.

作者简介：



朱国胜（1972-），男，湖北大冶人，华中科技大学博士生，主要研究方向为下一代互联网体系结构和高速网络系统设计。



余少华（1962-），男，湖北武汉人，华中科技大学教授、博士生导师，武汉邮电科学研究院总工程师，主要研究方向为光通信和 IP 网络技术。

（上接第 30 页）

- [14] 高飞, 童恒庆. 基于改进粒子群优化算法的混沌系统参数估计方法[J]. 物理学报, 2006, 55(2): 577-582.
GAO F, TONG H Q. Parameter estimation for system based on particle swarm optimization[J]. Acta Phys, 2006, 55(2):577-582.
- [15] LI L X, PENG H P, WANG X D, *et al.* An optimization method inspired by chaotic ant behavior[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2006, (16): 2351-2364.
- [16] SOLE R V, MIRAMONTES O, GOODWIN B C. Oscillations and chaos in ant societies[J]. Journal of Theoretical Biology, 1993, 161(3): 343-357.

作者简介：



胥小波（1985-），男，四川盐亭人，北京邮电大学博士生，主要研究方向为信息安全、人工智能算法。



郑康锋（1975-），男，山东烟台人，北京邮电大学讲师，主要研究方向为网络与信息安全。

李丹（1986-），女，甘肃陇西人，北京邮电大学博士生，主要研究方向为信息安全、人工智能算法。

武斌（1981-），男，山东泰安人，北京邮电大学讲师，主要研究方向为网络与信息安全。



杨义先（1961-），男，四川盐亭人，北京邮电大学教授、博士生导师，主要研究方向为信息安全、密码学。