第37卷 第15期 计 算 机 工 程 2011年8月
Vol.37 No.15 Computer Engineering August 2011

·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2011)15—0128—03 文献标识码：A 中图分类号：TP18

自适应混沌粒子群优化算法

赵志刚，常 成

(广西大学计算机与电子信息学院，南宁 530004)

摘 要：粒子群优化算法在求解复杂函数时，存在收敛速度慢、求解精度不高、易陷入局部最优点等问题。为此，提出一种自适应混沌粒子群优化算法。在基本粒子群算法中引入混沌变量，当算法陷入早熟收敛时进行混沌搜索，同时引入非线性递减的惯性权重。实验结果表明，该算法具有较快的收敛速度和较高的收敛精度，能有效避免早熟收敛问题。

关键词：粒子群优化算法；混沌；自适应惯性权重；早熟收敛；全局优化

Adaptive Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm

ZHAO Zhi-gang, CHANG Cheng

(College of Computer and Electronics Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)

【Abstract】The Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm has a few disadvantages in solving complex functions, including slow convergence rates, low solving precisions and high possibilities of being trapped in local optimum. An Adaptive Chaos Particle Swarm Optimization algorithm (ACPSO) is presented based on several improvements in original PSO. ACPSO improves the performances of the standard PSO by applying chaos searching mechanism to avoid premature convergence. The dynamically decreasing inertia weight is employed to enhance the balance of global and local search of algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm not only has great advantages of convergence property over standard PSO, but also avoids effectively being trapped in local optimum.

【Key words】Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm; chaos; adaptive inertia weight; premature convergence; global optimization

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.15.040

1 概述

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法[1]是一种基于群体智能的随机优化算法，其基本思想是通过种群中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索，其原理和机制简单，既保持了进化算法深刻的群体智能背景，又有着良好的优化性能。因此，PSO算法已广泛应用到函数优化、多目标规划、神经网络训练、模糊系统控制等领域。

传统的PSO算法在优化复杂函数时尚存不少缺点，如局部搜索能力较差、搜索精度不高、易陷入局部最优、搜索后期易震荡等。研究者从不同的角度对传统PSO算法进行改进，以提高算法性能。文献[2]提出了基于混沌序列的自适应粒子群优化算法，以粒子平均速度作为反馈信息，动态调整权重因子，在搜索过程中引入混沌序列以改进算法的局部搜索能力。文献[3]提出了基于Tent混沌序列的PSO算法，该算法增强了跳出局部最优解的能力，能有效避免计算的盲目性，加快算法的收敛速度。

针对PSO算法的不足，本文提出一种自适应混沌粒子群优化算法(Adaptive Chaos Particle Swarm Optimization algorithm, ACPSO)。

2 基本粒子群优化算法

在PSO算法的模型中，优化问题的每个解对应搜索空间中的一个粒子，每个粒子都有2个参数——位置和速度。PSO算法首先随机初始化一群粒子，然后通过迭代找到最优解或近似最优解。在每次迭代中，粒子通过追踪2个“极值”来更新自己的速度和位置：个体极值和全局极值。此外，每个粒子还有一个由优化函数所决定的适应度(通常称为适应度函数)，以评价该粒子当前位置的优劣，即解的优劣。文献[1] PSO算法的进化方程如下：

$$v(t+1)=v(t)+c_1r_1(p_{\text{best}}(t)-x(t))+c_2r_2(g_{\text{best}}(t)-x(t)) \tag{1}$$

$$x(t+1)=x(t)+v(t+1) \tag{2}$$

其中，t为当前的进化代数；c_1、c_2为学习因子，一般取值为2；r_1、r_2为分布于[0, 1]范围内的随机数；p_{best}为粒子自己找到的最优解，即个体极值；g_{best}为整个粒子群目前找到的最优解，即全局极值。迭代中止的条件一般设为达到最大迭代次数或算法搜索到满足精度要求的最优解。

文献[4]通过添加惯性系数ω来增强粒子跳出局部极值的能力，将式(1)变为：

$$v(t+1)=\omega v(t)+c_1r_1(p_{\text{best}}(t)-x(t))+c_2r_2(g_{\text{best}}(t)-x(t)) \tag{3}$$

$$\omega=\omega_{\max}-(\omega_{\max}-\omega_{\min})\times\frac{t}{T_{\max}} \tag{4}$$

其中，$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$分别为最大和最小惯性系数；t、$T_{\max}$分别为当前迭代次数及最大迭代次数。目前，式(2)~式(4)称为标准粒子群算法(sPSO)。

3 自适应混沌粒子群优化算法

3.1 混沌粒子群算法

混沌是一种无规则的运动状态，在确定性非线性系统中，不需附加任何随机因子就可以产生随机的行为。混沌系统具有特殊的运动规律，主要表现为随机性、规律性和遍历性。

混沌状态是一般由确定性方程得到的具有随机性的运动

基金项目：国家自然科学基金资助项目(61063031)；广西教育厅科研基金资助项目(桂教科研 200626)

作者简介：赵志刚(1973－)，男，副教授、博士，主研方向：智能优化算法；常 成，硕士研究生

收稿日期：2011-02-10 **E-mail：**zzgmail2002@163.com

状态，呈现混沌状态的变量称为混沌变量。本文用到的混沌方程是 Logistic 方程，它是典型的混沌系统，其表达式为：

$$Z_{i+1}=\mu Z_i(1-Z_i),\ i=1,2,\cdots,\ \mu\in(2,\ 4] \tag{5}$$

其中，μ 为控制参量，当 $\mu=4$ 时，$0\leqslant Z_0\leqslant 1$，系统处于完全混沌状态。

由于 PSO 算法本身的局限性使其较易陷入局部最优，而混沌在一定范围内具有遍历性、不重复性，因此在 PSO 算法中引入混沌搜索，就有可能获得全局最优解。混沌 PSO 算法的核心思想是：运行 PSO 算法的基本操作，当粒子陷入早熟收敛状态时进行混沌搜索，引导粒子快速跳出局部最优，避免陷入早熟收敛。

当算法出现早熟收敛时，位置变量按下式更新：

$$x(t+1)=x_{\min}+Z_{i+1}\times(x_{\max}-x_{\min}) \tag{6}$$

其中，Z_{i+1} 为混沌变量，由式(5)确定。

3.2 自适应惯性权重

为了增强算法在全局和局部搜索之间的平衡，在文献[5]的基础上，本文提出如下的惯性权重更新公式：

$$\omega=(\omega_{\max}-\omega_{\min})\times\exp(-(\tau\times\frac{t}{T_{\max}})^2)+\omega_{\min} \tag{7}$$

其中，τ 的取值由经验决定，一般 $\tau\in[20, 55]$。在算法初期使用较大的惯性权重，具有较强的全局搜索能力；而后期使用较小的惯性权重，提高局部发掘能力。

3.3 群体适应度方差

当 PSO 算法收敛但又未获得理论最优解时，进化过程将处于停滞状态，此时粒子群找到的全局极值 g_{best} 只是局部最优解，算法出现早熟收敛现象。群体适应度方差定义[6]如下：

定义 设粒子群的粒子数为 n，f_i 为第 i 个粒子的适应度，f_{avg} 为粒子群当前的平均适应度，则群体适应度方差 σ^2 可定义为：

$$\sigma^2=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\frac{f_i-f_{\text{avg}}}{f})^2,\quad f=\max[1,\max\left|f_i-f_{\text{avg}}\right|] \tag{8}$$

上述定义表明，群体适应度方差 σ^2 反映了粒子群聚集的程度，σ^2 越小，群体越趋于收敛。

3.4 ACPSO 算法步骤

本文提出的 ACPSO 算法步骤如下：

Step1 初始化粒子群，在允许范围内随机设置粒子的初始位置 x 和初始速度 v，$i\in[1, n]$，n 为粒子个数；

Step2 将第 i 个粒子的 p_{best} 设置为该粒子的当前位置，g_{best} 设置为初始群体中最佳粒子位置；

Step3 按式(2)、式(3)、式(7)更新粒子的位置和速度；

Step4 计算粒子 i 的适应度 $f(x_i)$，$i\in[1,\ n]$，$f\ (x)$是适应度函数；

Step5 若粒子 i 的适应度 $f(x_i)$优于自身个体极值 p_{best} 的适应度 $f(p_{\text{best}})$，就用粒子当前的位置 x_i 替换 p_{best}；

Step6 若粒子 i 的适应度 $f(x_i)$优于当前的全局极值 g_{best} 的适应度 $f(g_{\text{best}})$，就用粒子当前的位置 x_i 替换全局极值 g_{best}；

Step7 根据式(8)计算群体适应度方差 σ^2；

Step8 判断算法是否满足收敛条件，如果满足就转到 Step10，否则转到 Step9；

Step9 根据式(5)、式(6)进行混沌搜索，再用搜索到的最好的可行点随机取代一个粒子，然后转到 Step3；

Step10 输出全局最优解 g_{best}，并求出对应的目标函数值，算法结束。

4 数值实验

实验采用 4 个经典的多峰函数来测试 ACPSO 算法的性能，并同标准粒子群算法(sPSO)、混沌惯性权值调整策略的粒子群优化算法(CIWPSO)[7]、基于混沌思想的粒子群优化算法(XPSO)[8]进行比较。测试函数的理论最优值均为 0。所有实验粒子群的种群规模为 $n=50$，$\omega_{\max}=0.95$，$\omega_{\min}=0.4$。

在 sPSO 算法和 ACPSO 算法中，$c_1=c_2=2$；CIWPSO 算法采用文献[7]的取值 $c_1=c_2=1.5$；XPSO 算法采用文献[8]的取值 $c_1=1.5$、$c_2=2.5$。所有算法针对每个函数运行 30 次求平均值，测试结果如表 1 所示。

为了进一步比较各算法的性能，图 1~图 4 给出了每种算法分别优化每个函数的适应度进化曲线。

由实验结果可见，对于本文采用的测试函数，ACPSO 算法表现出了更高的收敛精度和更快的搜索速度，其优化性能高于其他 3 种算法。

表 1 4 种算法的测试结果比较

函数	算法	最佳值	最差值	平均值	标准方差
f_1:2-dimensional $x\in[-100,100]^2$	sPSO	2.400 5e-012	7.816 3e-008	4.133 9e-009	1.329 5e-015
	CIWPSO	4.443 5e-031	6.288 4e-013	5.216 3e-014	2.246 9e-025
	XPSO	7.173 9e-019	1.232 6e-007	2.465 2e-008	1.674 0e-014
	ACPSO	1.159 0e-112	4.216 3e-079	2.635 2e-080	7.135 1e-158
f_2:Rastrigrin $x\in[-10,10]^{30}$	sPSO	11.452 8	81.213 2	35.819 2	1.621 4e+003
	CIWPSO	0.003 2	74.251 9	4.199 5	2.115 8e+003
	XPSO	2.874 7e-010	3.809 0e-004	7.964 5e-005	2.012 6e-007
	ACPSO	3.827 1e-015	1.331 9e-013	7.539 8e-014	2.520 7e-026
f_3:Griewank $x\in[-100,100]^2$	sPSO	5.113 2e-015	0.012 9	0.005 3	5.012 8e-005
	CIWPSO	4.125 6e-020	6.221 7e-012	8.163 1e-013	2.597 2e-023
	XPSO	1.699 9e-005	0.043 7	0.036 4	7.305 6e-004
	ACPSO	6.391 6e-021	2.319 6e-015	9.141 7e-016	6.143 2e-030
f_4:Shaffer $x\in[-100,100]^{30}$	sPSO	0.022 6	5.278 1	2.123 8	5.611 7
	CIWPSO	9.082 3e-004	0.021 5	0.018 2	1.246 3e-004
	XPSO	5.101 6e-005	0.007 2	0.002 5	2.135 6e-005
	ACPSO	3.126 2e-019	6.992 0e-015	4.348 3e-016	3.256 7e-029

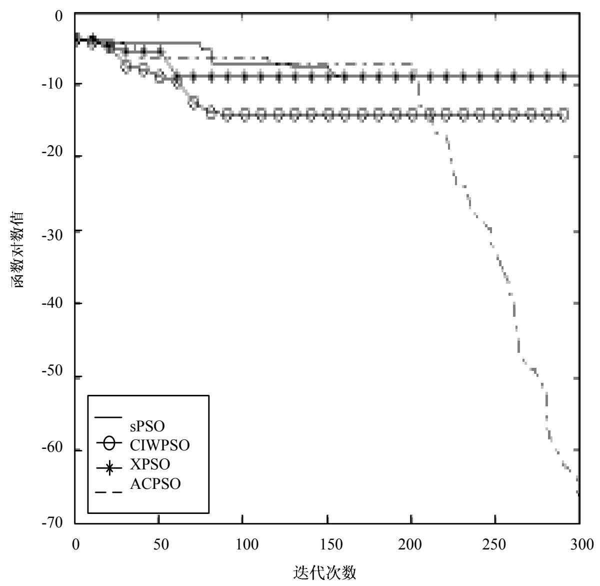

图1 函数f_1寻优进化曲线

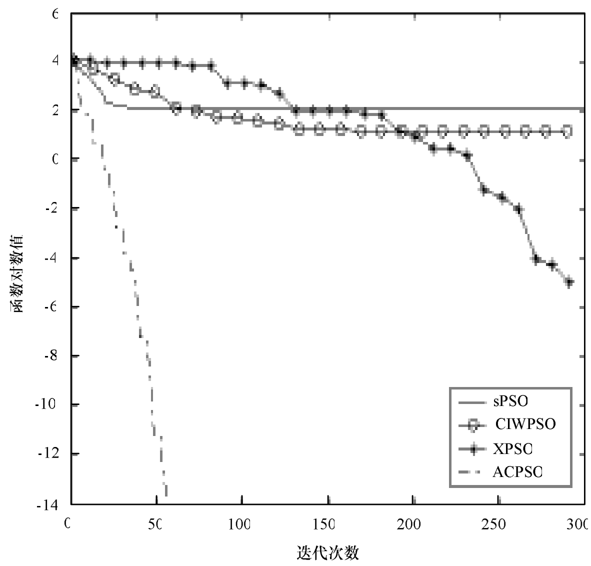

图2 函数f_2寻优进化曲线

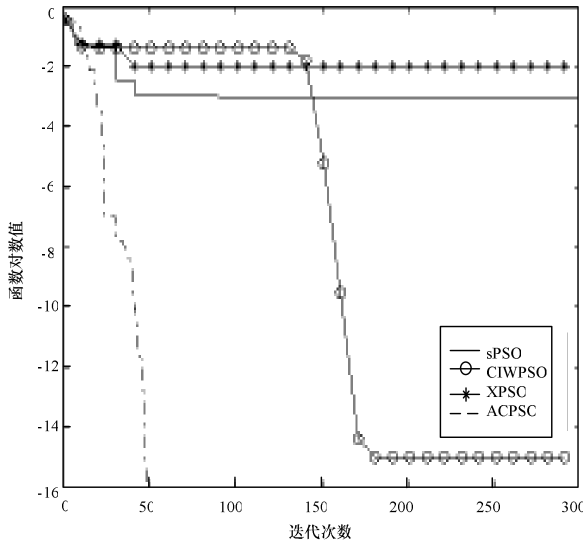

图3 函数f_3寻优进化曲线

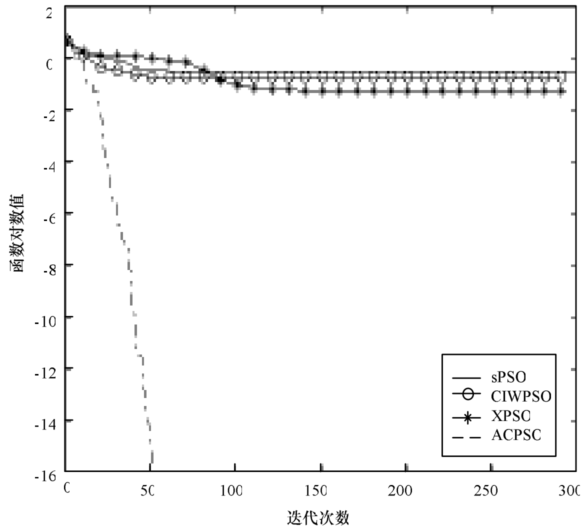

图4 函数f_4寻优进化曲线

5 结束语

本文提出一种自适应的混沌粒子群优化算法——ACPSO算法，实验结果表明，ACPSO算法在运行初期能够增强群体的多样性，避免早熟收敛；在运行的中后期能在全局最优区域进行更精细的搜索，并以更快的速度找到全局最优解。ACPSO算法较好地解决了复杂函数的优化问题，收敛精度和搜索速度比标准PSO算法及一些改进的PSO算法有较大提高。混沌粒子群优化算法近年来受到越来越多的关注。在粒子群优化算法中融入混沌理论以及其他算法思想，是算法改进的一个重要发展方向。

参考文献

[1] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization[C]//Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: [s. n.], 1995.

[2] 侯　力, 王振雷, 钱　锋. 基于混沌序列的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(18): 210-211.

[3] 田东平. 基于Tent混沌序列的粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 180-182.

[4] Shi Yuhui, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]//Proc. of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska, USA: [s. n.], 1998.

[5] 安晓会, 高岳林. 混合变异算子的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(6): 28-30.

[6] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416-420.

[7] 吴秋波, 王允诚, 赵秋亮, 等. 混沌惯性权值调整策略的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(7): 49-51.

[8] 范培蕾, 张晓今, 杨　涛. 克服早熟收敛现象的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2009, 29(6): 122-124.

编辑　金胡考