

带变异算子的非线性惯性权重 PSO 算法

邵洪涛,秦亮曦,何 莹

(广西大学 计算机与电子信息学院,广西 南宁 530004)

摘 要:为了克服粒子群优化算法容易陷入局部最优、早熟收敛的缺点,提出了一种带有变异算子的非线性惯性权重粒子群优化算法。该算法以粒子群算法为基础,首先采用非线性递减策略对惯性权重进行调整,平衡粒子群优化算法的全局和局部搜索能力。当出现早熟收敛时,再引入变异算子,对群体粒子的最优解做随机扰动提高算法跳出局部极值的能力。用三种经典测试函数进行测试,试验结果表明,改进算法与粒子群算法相比,能够摆脱局部最优,得到全局最优解,同时具有较高的收敛精度和较快的收敛速度。

关键词:粒子群算法;非线性惯性权重;变异算子

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)08-0030-04

A Nonlinear Inertia Weight Particle Swarm Optimization Algorithm with Mutation Operator

SHAO Hong-tao, QIN Liang-xi, HE Ying

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

Abstract: In order to overcome the shortcomings that standard particle swarm algorithm is easy to fall into local optima and premature convergence, a nonlinear inertia weight particle swarm optimization improved algorithm with mutation operator is proposed. On the basis of the PSO algorithm, firstly the new algorithm introduces nonlinear decreasing strategy to adjust the weight of inertia, balances the particle swarm optimization global and local capabilities. When the optimization is in premature convergence, introduce mutation operator to do random perturbations for the optimal solution of the particle group to improve the ability of the algorithm to jump out of local extreme. Three benchmark functions are tested and the experimental results show that the improved algorithm is able to get rid of local extreme, get the global optimal solution, but also has higher convergence precision and convergence speed than the particle swarm algorithm.

Key words: particle swarm optimization; nonlinear inertia weight; mutation operator

0 引 言

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种基于种群的智能化方法,是1995年美国社会心理学家 James Kennedy 和电气工程师 Russell Eberhart 共同提出的^[1]。其基本思想源于对鸟群和鱼群群体运动行为的研究,是群体中个体之间信息的社会共享和协同进化。由于该算法操作简单,容易实现,在很多领域得到了较好的应用。但是,局部搜索能力较弱和易产生“早熟”现象是 PSO 算法的明显缺点。为改善算法性能,近年来,国内外都进行了广泛的研究,如,文献[2]提出了线性递减调整惯性权重以平衡算法的

全局收敛性和收敛速度。文献[3]提出了带收缩因子的 PSO 算法,引入的收缩因子既保证了 PSO 的收敛又提高了收敛速度。文献[4]提出的动态自适应的改进粒子群算法,提高了解的质量。文献[5]提出了一种动态改变权值的简化粒子群算法。文献[6]提出了一种基于混沌变异算子的粒子群算法,该算法将基于混沌变异的粒子群算法与模糊算法相结合,使粒子摆脱了局部极值,加快了收敛速度。文献[7]提出了一种基于进化停滞周期的局部变异粒子优化算法。文献[8]提出的基于相似度的粒子群算法等以及文献[9]提出的引入动态多样性的粒子群优化算法都取得了不错的效果。这些改进的算法虽然解决了一些实际问题,但大部分却牺牲了粒子群算法简单、易实现的特性,并且大大增加了计算量。这对要求快速找到最优解的问题显然是不适用的。

文中在前人研究的基础上,针对粒子群优化算法的早熟收敛以及后期局部搜索能力弱的缺点,提出了一种改进的粒子群优化算法:将非线性递减惯性权重

收稿日期:2011-10-23;修回日期:2012-02-02

基金项目:“十一五”国家科技支撑计划课题(2009BAH53B03);广西大学硕士研究生科研创新项目(T32602)

作者简介:邵洪涛(1987-),男,河南濮阳人,硕士研究生,研究方向为智能系统与智能 CAD 技术;秦亮曦,教授,研究方向为数据挖掘、进化计算。

和变异算子同时结合到 PSO 算法中。通过适当调节,发挥各自的优点,既提高了 PSO 算法的收敛精度,又有效地避免了早熟现象。

1 粒子群优化算法

粒子群优化算法是一种基于迭代的优化算法。假设在 D 维解空间中,有 N 个粒子组成一个群体 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$, 其中,第 i 个粒子的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T$, 其速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})^T$ 。第 i 个粒子的个体极值为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})^T$; 种群的全局极值为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})^T$ 。种群在找到上述两个极值后,则可用下列公式对粒子进行速度和位置更新:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 \text{rand}_1^k(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \text{rand}_2^k(p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

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

$$w(k) = w_{\max} - k * \frac{(w_{\max} - w_{\min})}{k_{\max}} \quad (3)$$

式中 k 表示第 k 次迭代; $i = 1, 2, \dots, N$; $d = 1, 2, \dots, D$; c_1 和 c_2 都为正常数,称为学习因子,一般 $c_1 = c_2 = 2$; rand_1^k 和 rand_2^k 是取值在 $[0, 1]$ 之间的随机数; v_{id}^k 和 x_{id}^k 分别是第 i 个粒子在第 k 次迭代中第 d 维的速度和位置,两者均被限制在一定的范围内; p_{id}^k 是第 i 个粒子的个体极值在第 d 维的分量; p_{gd}^k 是群体的全局极值在第 d 维的分量; w 为惯性权重,其作用是保持粒子的运动惯性; k_{\max} 为最大进化迭代数, w_{\max} 为 w 的初始惯性权值, w_{\min} 为进化到最大迭代次数的惯性权值,惯性权值 w 随着进化迭代数的增大而减少。粒子通过不断更新,最终飞至解的空间中最优解所在位置,搜索过程结束。最后输出 P_g 是全局最优解。

由算法基本公式可以看出,速度更新公式可以分为三个部分:其中第一部分为“历史”部分,表示粒子过去对现在的影响;第二部分是“认知”部分,表示粒子对本身的思考;第三部分是“社会”部分,表示与邻居粒子之间的比较,实现粒子间信息共享与合作。

实验证明,在线性递减策略指导下,进化算法在迭代初期具有较强的全局搜索能力,提高了算法搜索到全局最优解的概率;而在迭代中后期则突显出较强的局部搜索能力,有效地改善了 PSO 算法的性能和效率。

2 粒子群优化算法的改进

粒子群优化算法存在易陷入局部最优以及过早收敛的缺点,使得该算法难以达到理想的优化效果。近年来出现了不少改进 PSO 的算法。改进算法主要有对惯性权重的改进,以及引入收缩因子和遗传算法中

的交叉、变异或进化思想对部分粒子进行相应的操作,从而使算法的性能得到提高。文中针对粒子群优化算法易陷入局部最优的问题,以及求解高维复杂函数时易出现搜索精度不高的缺点,引入以下方法对 PSO 算法进行改进。

2.1 非线性惯性权重

通过分析 PSO 算法可知,粒子群优化算法的线性调整惯性权重策略简单,直观,具有较好的寻优性能。但是对惯性权重进行线性调整,将不能充分协调 PSO 算法的全局和局部搜索性能。

为了克服线性递减策略调整惯性权重的不足,较好地平衡粒子群优化算法的全局和局部搜索能力,文中采用非线性递减策略调整惯性权重 w 的值。求解 w 的非线性公式如下:

$$w(k) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) * \exp(-25 * (\frac{k}{k_{\max}}))^3 \quad (4)$$

取 $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$ 时,惯性权重函数 w 的变化曲线如图 1 所示:

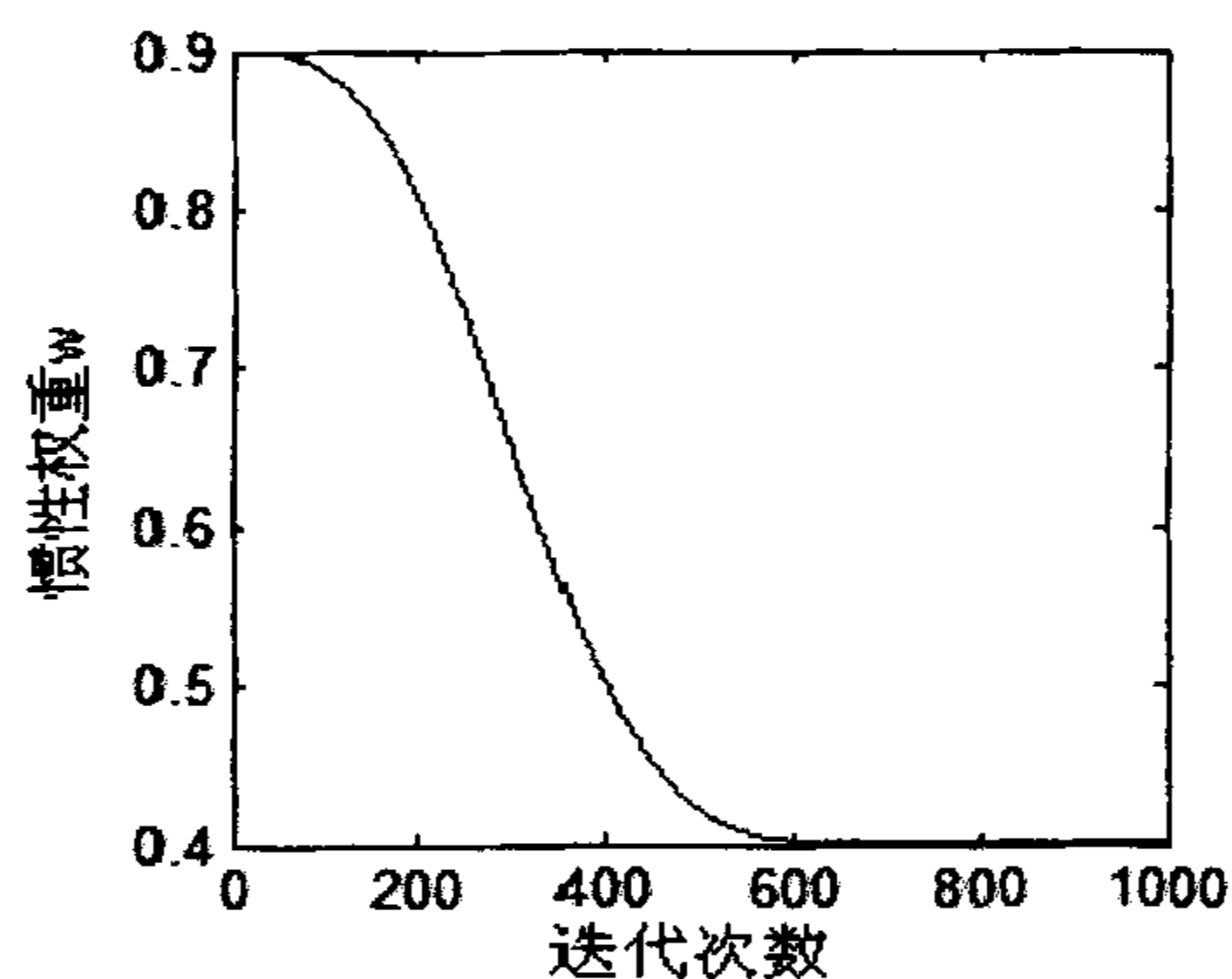


图1 惯性权重变化曲线

从图1可以看出, w 随着迭代次数 k 的增加而非线性递减,并且使改进后的算法在初期有较大的惯性权重,具有较强的全局搜索能力;在后期具有较小的惯性权重,提高局部搜索能力。

2.2 变异算子

在遗传算法中,变异算子是一个非常重要的算子,其主要作用是维持种群的多样性,防止算法收敛于局部最优解,从而增强算法的全局寻优能力。借鉴遗传算法的变异思想,在粒子群优化算法中引入变异算子,可以防止算法出现“早熟收敛”现象。

2.3 早熟现象的判定与处理

PSO 算法在运动过程中,粒子在搜索空间中的飞行主要依靠个体极值和全局极值这两个最优值来指导。在算法寻最优值过程中,如果微粒发现了一个当前最优值,各个粒子受到这个最优值的吸引将迅速向其靠拢^[10],如果该点是局部极值点,意味着粒子群无法在解空间内重新搜索而陷入局部最优,即出现所谓

的“早熟收敛”现象。

随着粒子种群的不断迭代优化,粒子之间的差异度越来越小,由于粒子个体的适应度大小是由粒子的个体位置决定的,因此,可以根据种群中所有粒子个体的适应度的整体变化来判断种群的状态。

定义1^[11] 设粒子群的粒子数目为 N ,第 i 个粒子的适应度为 f_i ,当前种群的平均适应度为 f_{avg} , σ^2 为粒子群的群体适应度方差,则 σ^2 可以定义为:

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N \left(\frac{f_i - f_{avg}}{f} \right)^2 \quad (5)$$

其中 f 是归一化定标因子,其作用是限制 σ^2 的大小。在该算法中 f 的取值采取如下公式:

$$f = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq N} |f_i - f_{avg}|, & \text{若 } \max_{1 \leq i \leq N} |f_i - f_{avg}| > 1 \\ 1 & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

定义1表明,种群适应度方差反映的是种群个体的聚集程度, σ^2 越小,则种群个体的聚集程度越大;反之,聚集程度越小。随着迭代次数的增加,种群个体的适应度会越来越接近,因此 σ^2 会越来越小。经分析知,如果粒子群优化算法陷入早熟收敛,粒子群中的粒子就会聚集在搜索空间的一个或几个特定位置,此时群体适应度方差 σ^2 趋向于零。故当 $\sigma^2 < \zeta$ (ζ 为某一给定的阈值)时,出现早熟收敛现象^[12],为避免这种现象的出现,对全局极值进行随机扰动。方案如下:

$$p_{gd}^k = p_{gd}^k + avg_d^k * rand() \quad (7)$$

其中 avg_d^k 表示第 k 次迭代,粒子在第 d 维位置的平均值,即:

$$avg_d^k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{id}^k \quad (8)$$

综上所述,改进的PSO算法过程如下:

步骤1:初始化粒子群的各个参数,包括粒子的速度、粒子的位置、个体极值和全局极值等。

步骤2:根据目标函数计算每个粒子的适应度值。

步骤3:对每个粒子,根据其适应度值,更新个体极值和全局极值。

步骤4:根据公式(5)和(6)计算粒子的适应度方差 σ^2 。如果 $\sigma^2 < \zeta$ (ζ 为预先给定的阈值),则出现早熟,对全局极值进行变异操作转步骤5,否则转步骤6。

步骤5:利用公式(7)对 p_{gd}^k 进行变异。

步骤6:利用公式(4)更新惯性权重。

步骤7:利用公式(1)和公式(2)对每个粒子的速度和位置进行更新。

步骤8:判断每个粒子是否达到最大迭代次数或者满足最小误差,若是,终止迭代,否则返回到步骤2。

3 实验与结果分析

为了验证改进的粒子群优化算法的性能,文中选

用了3种经典测试函数作为适应度函数,对所改进的粒子群优化算法的性能进行测试和分析,并和粒子群优化算法进行对比。

3.1 测试函数

1) Sphere 函数。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2 \quad (9)$$

式中 $x_i \in [-100, 100]$ 。该函数是连续的单峰值函数,存在大量局部极值。当 $x_i = 0, i = 1, 2, 3, \dots, D$ 时达到理论最优值0,允许误差为0.1。

2) Ackley 函数。

$$f_2(x) = 20 + e - 20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) \quad (10)$$

式中 $x_i \in [-32.768, 32.768]$ 。该函数是复杂的非线性多峰函数并且在搜索空间中存在大量正弦凸起的局部极小值点,当 $x_i = 0, i = 1, 2, 3, \dots, n$ 时达到理论最优值0,允许误差为100。

3) Rastrigrin 函数。

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (11)$$

式中 $x_i \in [-100, 100]$ 。该函数也是复杂的非线性多峰函数,存在大量局部极值,当 $x_i = 0, i = 1, 2, 3, \dots, n$ 时达到理论最优值0,允许误差为100。

单峰函数 Sphere 可以检验算法的局部搜索能力,多峰 Ackley 函数和 Rastrigrin 函数,可以用于检验算法的综合搜索能力。

3.2 实验参数设置

在进行算法测试时,选取种群微粒个数为20;测试函数维数分别为10、20、30维,对应的最大迭代次数分别为500、1000和1500;对PSO算法,设置初始惯性权重 $w = 0.9$ 并随迭代次数线性递减至0.4,加速系数 c_1 和 c_2 的取值设为2.00;对改进PSO算法,设置初始惯性权重 w 从1.2非线性递减到0.4,加速系数 c_1 和 c_2 的取值设置为2.05。

3.3 实验结果与分析

在matlab2009a的运行环境中,每个函数用改进PSO算法和PSO算法在10、20、30维的情况下分别运行50,以其平均值作为优化结果。其中:最优值是所有搜索结果中的最优值,用以衡量算法探索解的能力;均值是指在规定的迭代次数运行中算法求得的最优值的平均值,用以衡量获得解的总体质量。当最优值小于允许误差时即认为本次搜索成功。实验结果见表1~表3。

从表1、表2和表3的结果可以看出,对于给定的

表 1 对 Sphere 函数的仿真结果

算法	维数	最优值	均值
PSO	10	0.08588	0.09658
	20	0.02524	0.04441
	30	0.02316	0.03192
改进 PSO	10	0.00818	0.00544
	20	0.00331	0.00555
	30	0.00155	0.00603

表 2 对 Ackley 函数的仿真结果

算法	维数	最优值	均值
PSO	10	30.40451	33.23521
	20	33.23421	36.43912
	30	41.58723	52.63042
改进 PSO	10	15.42513	21.82335
	20	27.62036	30.74748
	30	24.13152	35.46725

表 3 对 Rastrigrin 函数的仿真结果

算法	维数	最优值	均值
PSO	10	37.56528	41.68962
	20	26.54936	37.99175
	30	32.60892	36.85372
改进 PSO	10	23.93824	32.01742
	20	16.04709	23.25653
	30	17.76571	25.93026

测试函数,在给定的迭代次数下,无论是对单峰函数 Sphere 还是对多峰函数 Ackley 和 Rastrigrin 的寻优中,改进 PSO 算法不仅在最优值,而且在均值方面其结果都优于 PSO 算法,计算精度有明显提高,充分体现了算法改进后的优越性。

图 2、图 3 和图 4 给出了粒子数为 20、维数为 20、迭代次数为 1000 的情况下,改进 PSO 算法和 PSO 算法对应的三个函数的收敛情况曲线,从图中可以看出,在进化迭代次数相同的条件下,改进 PSO 算法的收敛速度明显快于 PSO 算法。

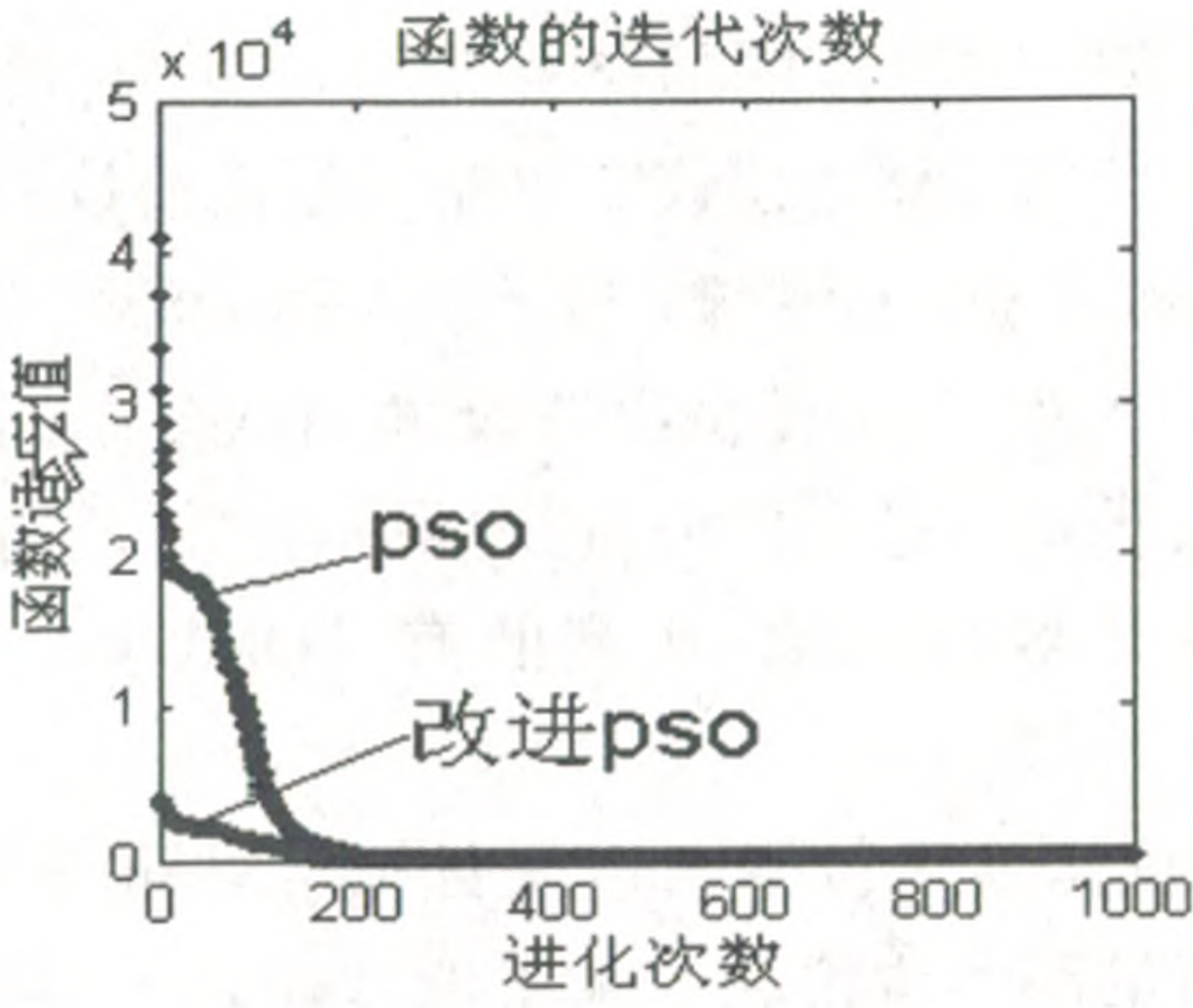


图 2 Sphere 函数测试结果

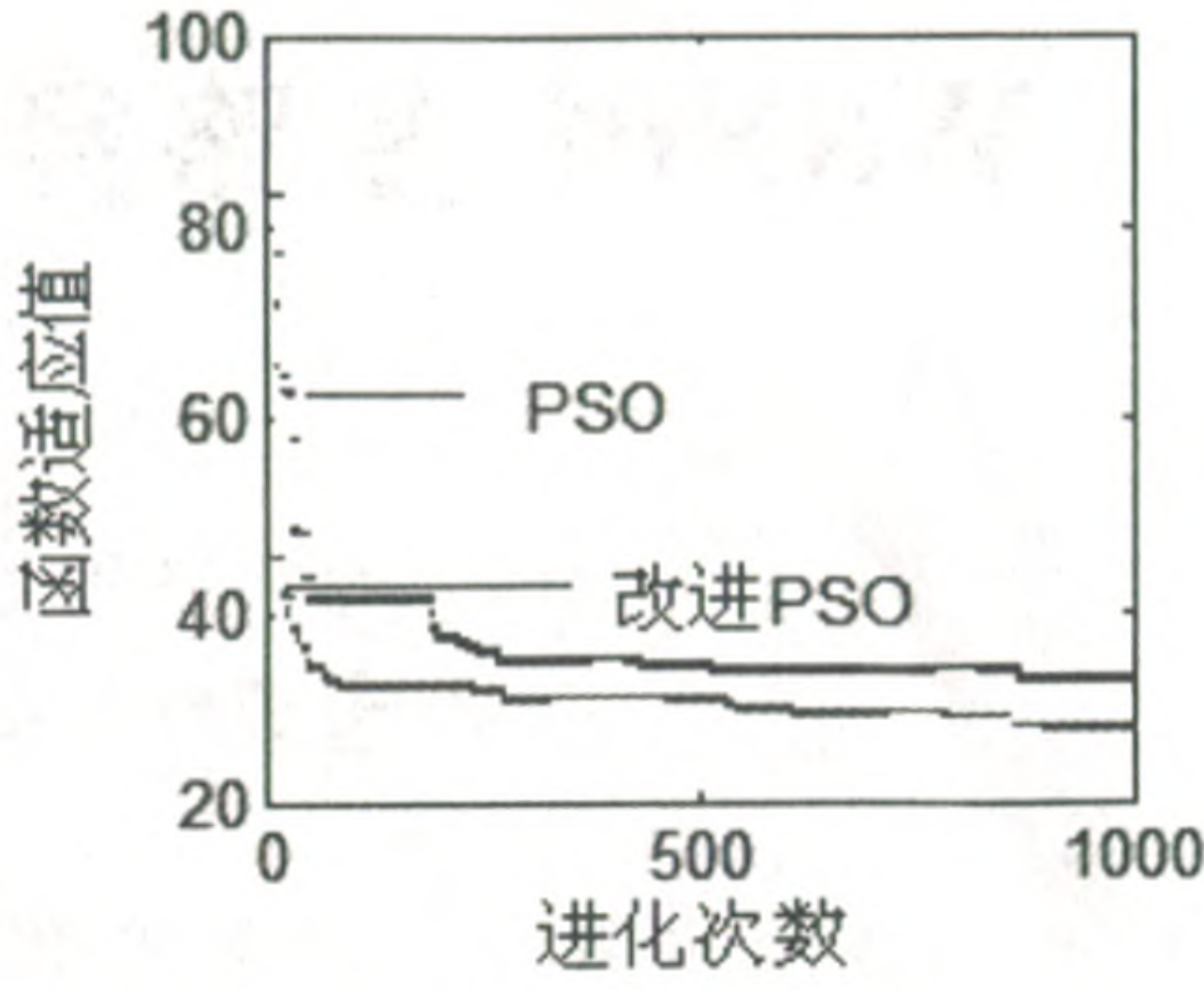


图 3 Ackley 函数测试结果

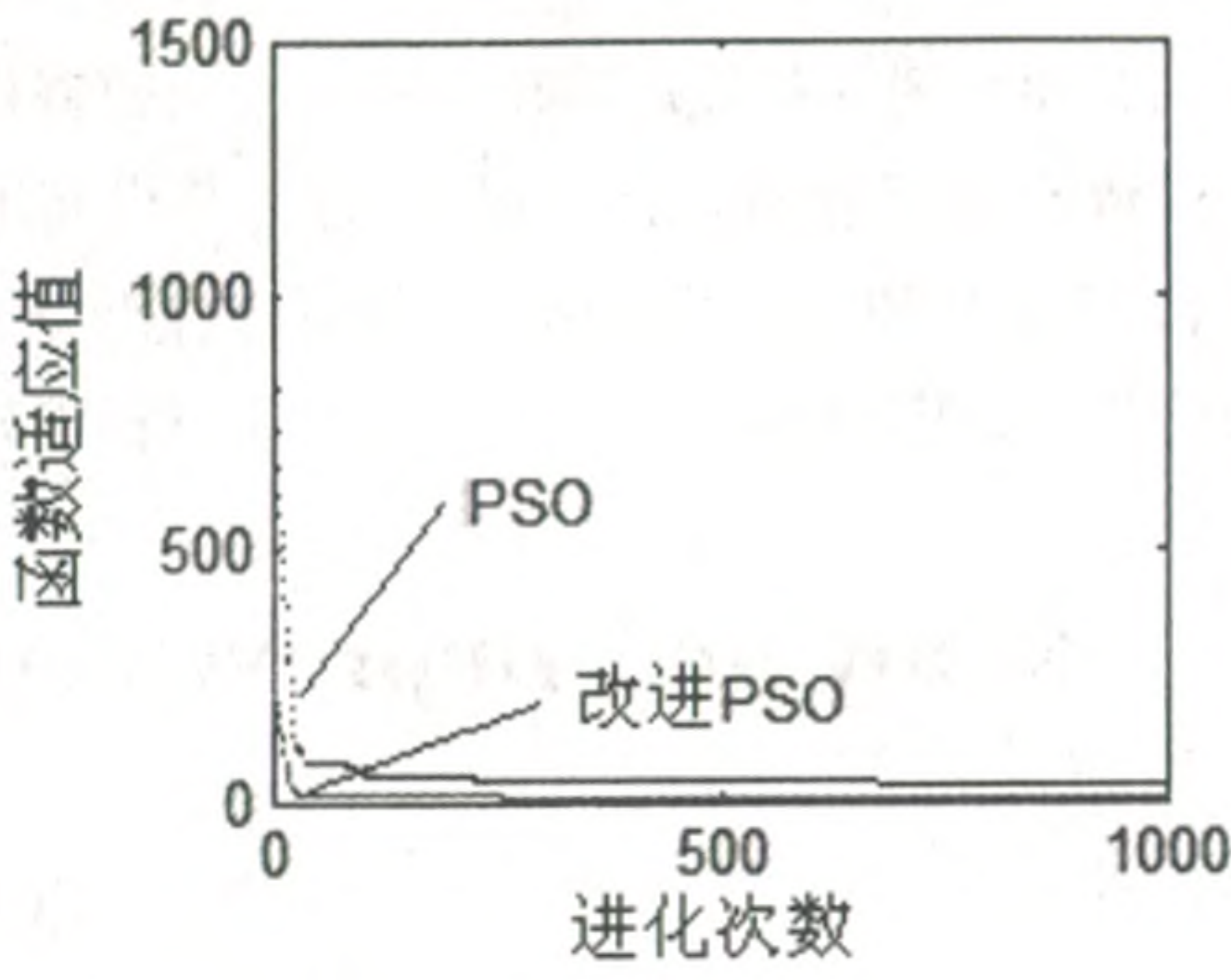


图 4 Rastrigrin 函数测试结果

总体来说,对于上述的三种测试函数,无论是收敛速度还是收敛精度,改进 PSO 算法比 PSO 算法都有所提高。

4 结束语

文中针对粒子群优化算法中的早熟收敛问题,提出了一种改进的粒子群优化算法。该算法在 PSO 算法的基础上,先采用非线性递减策略对惯性权重进行调整,提高了算法的全局搜索能力,最后再通过引入变异算子对全局极值进行随机扰动,提高了跳出局部最优的概率。为了测试算法的性能,用 3 个经典测试函数对改进后的粒子群优化算法进行仿真实验,实验数据结果表明该算法具有更稳健的搜索能力和更高的收敛精度。

参考文献:

[1] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization [C]// Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks. Perth: [s. n.], 1995: 1942-1948.

[2] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm explosion, stability, and convergence in multi dimension complex space [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6 (1): 58-73.

[3] Shi Y H, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization [C]// Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Washington D C, USA: [s. n.], 1999:

(下转第 38 页)

- [5] Hedeniemi S, Liestman A. A survey of gossiping and broadcasting in communication networks [J]. Networks, 1988, 18(4):319-349.
- [6] Heinzelman W, Chandrankasan A, Balakrishnan H. Energy efficient communication protocol for wireless micro-sensor networks [C]//Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences. [s.l.]:[s.n.], 2000:3005-3014.
- [7] Lindsey S, Raghavendra C S. PEGASIS: Power-efficient gathering in sensor information systems [C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Montana: IEEE Aerospace and Electronic Systems Society, 2002:1125-1130.
- [8] Broch J, Johnson D B, Maltz D A. The Dynamic Source Routing Protocol for Mobile Ad Hoc Networks Internet-Draft, Draft-Ietf-Manet-Dsr-09. txt [EB/OL]. 2003-04-01. <http://www.ietf.org/proceedings/04mar/I-D/draft-ietf-manet-dsr-09.txt>.
- [9] Perkins E, Royer E M B, Das S. Ad hoc On-demand Distance Vector (AODV) Routing RFC 3561 [EB/OL]. 2003-06-01. <http://www.ietf.org/rfc/rfc3561.txt>.
- [10] Loscr I V, de Rango F, Marano S. Performance evaluation of on demand multipath distance vector routing protocol over two MAC layers in mobile ad hoc networks [C]//International Symposium on Wireless Communication Systems. [s.l.]:[s.n.], 2004:413-417.
- [11] Lee S J, Gerla M. Split multipath routing with maximally disjoint paths in ad hoc networks [C]//Proceedings of IEEE ICC 2001. [s.l.]:[s.n.], 2001.
- [12] Pham P, Perreau S. Performance analysis of reactive shortest path and multi-path routing mechanism with load balance [C]//IEEE/ACM Transactions on Networking. California: [s.n.], 2003:724-728.
- [13] Heidemann J, Estrin D, Xu Ya. Geography informed energy conservation for Ad hoc routing [C]//Proceedings of the 7th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2001:70-84.
- [14] Yu Yan, Estrin D, Govindan R. Geography and energy aware routing: a recursive data dissemination protocol for wireless sensor networks [D]. UCLA Computer Science Department, 2001.
- [15] Kulik J, Heinzelman W R, Ishnan H B. Negotiation based protocols for disseminating information in wireless sensor networks [J]. Wireless Networks, 2002, 8(2-3):169-185.
- [16] Intanagonwiwat C, Govindan R, Estrin D. Directed diffusion: a scalable and robust communication paradigm for sensor networks [C]//Proceedings of ACM MobiCom '00. Boston: [s.n.], 2000:56-67.
- [17] Iculesce D N, Nath B. Trajectory based forwarding and its applications [C]//Proc of the 9th Annual Int'l Conf on Mobile Computing and Networking. [s.l.]:[s.n.], 2003:260-272.
- [18] Sohrabi K, Gao J, Ailawadhi V, et al. Protocols for self-organization of a wireless sensor network [J]. IEEE Personal Communications, 2000, 7(5):16-27.
- [19] Wang Lei, Zhang Lianfang, Shu Yantai, et al. Multipath source routing in wireless ad hoc networks [C]//Proceedings of the IEEE CCECE. [s.l.]:[s.n.], 2000:479-483.
- [20] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Distributed optimization by ant colonies [C]//Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. [s.l.]:[s.n.], 1991:134-142.
- [21] 王颖, 谢剑英. 一种自适应蚁群算法及其仿真研究 [J]. 系统仿真学报, 2002, 14(1):31-33.
- [22] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1996, 26(1):29-41.
- [23] Dorigo M, Bonabeau E, Theraulaz G. Ant Algorithms and Stigmergy [J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8):851-871.

(上接第 33 页)

- 1945-1950.
- [4] Yang Xueming, Yuan Jinsha, Yuan Jiangye, et al. A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 189:1205-1213.
- [5] 贾瑞玉, 黄义堂, 刑猛. 一种动态改变权值的简化粒子群算法 [J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(2):137-139.
- [6] 曹晓燕, 于立萍, 姚文韬. 基于粒子群算法的模糊控制在倒立摆中的应用 [J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(6):152-155.
- [7] 曾华, 吴耀华. 基于进化停滞周期的局部变异 PSO 算法及其收敛性分析 [J]. 控制与决策, 2010, 25(9):1333-1337.
- [8] 刘建华, 樊晓平, 瞿志华. 一种基于相似度的新型粒子群算法 [J]. 控制与决策, 2007, 22(10):1155-1159.
- [9] Garcia-Villoria A, Pastor R. Introducing dynamic into a discrete particle swarm optimization [J]. Computers & Operations Research, 2009, 36:951-966.
- [10] 王铁君, 邬月春. 基于混沌粒子群算法的物流配送路径优化 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(29):218-221.
- [11] 刘俊芳, 高岳林. 带自适应变异的量子粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3):41-43.
- [12] 孙勇, 章卫国, 章萌, 等. 基于改进粒子群算法的飞行控制器参数寻优 [J]. 系统仿真学报, 2010, 22(5):1222-1225.

作者:	崔鹏飞, 严洪森
作者单位:	崔鹏飞(东南大学复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室,江苏南京210096), 严洪森(东南大学自动化学院,江苏南京210096)
刊名:	计算机技术与发展
英文刊名:	Computer Technology and Development
年, 卷(期):	2012(8)

参考文献(12条)

- 1.Kennedy J,Eberhart R Particle Swarm Optimization 1995
- 2.Clerc M,Kennedy J The particle swarm explosion, stability, and convergence in multi dimension complex space 2002(01)
3. Shi Y H:Eberhart R C Empirical study of particle swarm optimization 1999
- 4.Yang Xueming;Yuan Jinsha;Yuan Jiangye A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation 2007
5. 贾瑞玉;黄文章;荆猛 一种动态改变权值的简化粒子群算法[期刊论文]-计算机技术与发展 2009(02)
6. 曹晓燕;于立萍;姚文韬 基于粒子群算法的模糊控制在倒立摆中的应用[期刊论文]-计算机技术与发展 2008(06)
7. 曾华;吴耀华 基于进化停滞周期的局部变异PSO算法及其收敛性分析[期刊论文]-控制与决策 2010(09)
8. 刘建华;樊晓平;程志华 一种基于相似度的新型粒子群算法[期刊论文]-控制与决策 2007(10)
- 9.Garcia-Villoria A;Pastor R Introducing dynamic into a discrete particle swarm optimization 2009
10. 王铁君;邹月春 基于混沌粒子群算法的物流配送路径优化[期刊论文]-计算机工程与应用 2011(29)
11. 刘俊芳;高伟林 带自适应变异的量子粒子群优化算法[期刊论文]-计算机工程与应用 2011(03)
12. 孙勇;章卫国;章前 基于改进粒子群算法的飞行控制器参数寻优[期刊论文]-系统仿真学报 2010(05)

本文链接: http://4.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfx201208008.aspx