

文章编号: 1001-0920(2012)09-1429-04

基于周期性演化策略的粒子群优化算法

梅从立, 张 静, 刘国海

(江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013)

摘 要: 针对标准粒子群优化算法(PSO)在寻优过程中容易出现早熟的问题, 提出一种基于周期性演化策略的粒子群优化算法. 该策略通过在速度更新方程中构建基于粒子群能量的粒子群最优值扰动项, 使得粒子群能量在演化过程中可以周期性变化. 相比标准 PSO 算法, 当粒子群能量较大时, 能够增强局部搜索能力; 当粒子群能量较小时, 能够增强全局搜索能力. 典型优化问题的仿真结果表明, 所提出的算法与线性下降惯性权重粒子群优化(LWPSO)和 PSO 算法相比, 优化性能得到了显著提高.

关键词: 粒子群优化算法; 群体智能; 周期性演化

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Particle swarm optimization based on periodic evolution strategy

MEI Cong-li, ZHANG Jing, LIU Guo-hai

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China. Correspondent: MEI Cong-li, E-mail: clmei@ujs.edu.cn)

Abstract: To overcome the problem of premature convergence frequently appeared in standard particle swarm optimization(PSO) algorithm, an improved PSO algorithm based on periodic evolution strategy(PSO-PES) is proposed. Thus, the problem of premature convergence of the PSO algorithm is prevented. The local search ability and global search ability are enhanced by an adaptive function based on the information of velocities of the particles. Simulations results for several typical test functions show that PSO-PES possesses more powerful global search capabilities, better convergence rate and better performance of optimization.

Key words: particle swarm optimization algorithm; swarm intelligence; periodic evolution

1 引 言

粒子群优化(PSO)算法是一种新的群体智能算法. 与很多起源于生物现象的计算技术(神经网络、遗传算法、蚂蚁算法等)一样, PSO 也是受生物群体(鸟群和鱼群)运动规律的启发而形成的演化算法. 该算法常用于复杂问题的求解, 具有调节参数少、计算速度快、易于实现等特点, 自提出以来便得到了众多学者的关注, 现已成为进化算法研究的热点之一.

为提高 PSO 算法的全局优化能力和局部优化能力, 人们对 PSO 算法开展了大量研究. Eberhart 等^[1-3]在标准 PSO 算法的基础上, 根据参数特性以及实际应用背景, 通过添加动态参数策略进行构造, 提出了惯性权重调整策略; 邹彤等^[4-5]提出了改善种群多样性的方法, 如添加粒子变异算子等. 这些研究均有效地

提高了 PSO 算法的局部和全局优化能力.

目前, 已有部分学者开始注意以粒子速度反馈来改善 PSO 的全局优化能力. 文献 [6] 通过给定速度变化曲线来有效避免 PSO 早熟; [3,6] 根据速度反馈信息自适应调整惯性权重; [7] 根据速度信息对粒子种群进行划分, 并基于群能量恒定的思想提出了惩罚劣质粒子的策略, 以改善 PSO 的全局优化能力; [8] 通过对粒子的分布和适应值的评价来判断算法演化所处的状态, 其反馈思想与速度反馈具有相似之处, 都是在寻找粒子状态反馈的策略. 以往文献提供的研究结果表明, 利用速度反馈信息来改进 PSO 的局部和全局优化能力是一条可行的思路, 但尚需进一步深入研究.

本文在标准 PSO 算法的基础上, 提出一种基于周期性演化策略的粒子群优化算法(PSO-SEC). 该算

收稿日期: 2011-01-21; 修回日期: 2011-10-31.

基金项目: 中国博士后基金项目(20090451171); 江苏高校自然科学基金项目(08KJD510011); 江苏大学高级人才科研启动基金项目(08JGD017); 江苏高校优势学科建设工程项目(苏政办发[2011]6号).

作者简介: 梅从立(1978—), 男, 讲师, 博士, 从事计算智能、软测量技术的研究; 张静(1986—), 女, 硕士生, 从事计算智能、软测量技术的研究.

法构建了基于群能量的最优值扰动策略,使得粒子群能够周期性演化,既保持了算法的多样性,又提高了算法的收敛速度和精度.利用典型优化函数进行测试,并与 SEC-PSO, LWPSO 和 PSO 算法进行了比较,结果表明该算法能显著提高优化效率和优化性能.

2 标准 PSO 算法

PSO 的基本思想是通过模拟自然界生物的群体行为,构造解的随机优化算法.假设在 D 维空间中,有 m 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子的位置 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$, 速度 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]^T$, $i=1, 2, \dots, m$. 第 i 个粒子搜索到的历史最优位置为 x_i^* , 整个粒子群搜索到的最优位置为 x^* . PSO 算法通过如下粒子更新迭代公式进行寻优操作:

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(x_i^* - x_i^k) + c_2r_2(x^* - x_i^k), \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1}. \quad (2)$$

其中: w 为惯性权重, c_1 和 c_2 为加速系数, r_1 和 r_2 为在 $[0, 1]$ 内的随机数.

3 PSO-PES 算法

3.1 PSO-PES 算法基本思想

标准 PSO 算法易陷入局部最优值而停滞演化,即所谓的早熟.早熟最直接的表现是粒子速度为零,粒子发生了“聚集”现象.从算法收敛的角度,希望粒子群出现“聚集”现象;而从全局搜索能力的角度,则希望粒子群具有一定的“发散”能力.如果能够构造一个粒子系统,在表现“发散”时增加其局部“聚集”能力,而在“聚集”时使其具备“发散”能力,且粒子群系统可以在“发散”与“聚集”间周期性变化,则不仅能增强 PSO 的局部搜索能力,而且能增强其全局搜索能力.借鉴利用速度反馈信息改善 PSO 算法性能的经验,可通过给速度方程增加一个扰动项,在能量较小(速度较小)或者停滞时,给速度一个扰动,使其能够形成一个新的耗散结构,从而使粒子“发散”.

根据速度更新方程(1),对速度的扰动可通过对全局最优值的扰动来实现,同时考虑到搜索空间中任意一点都可能是全局最优解,因此可以构造如下全局最优值扰动表达式:

$$x^* = \exp(-K)(\text{sign}(r_3 - 0.5)\text{limit} - x^*) + x^*. \quad (3)$$

其中: K 为反映粒子群能量大小的函数; r_3 为 $[0, 1]$ 内的随机数; sign 为符号函数; limit 为搜索空间边界到中心的距离.为了达到粒子群能量大(速度大)时扰动小,只增强局部搜索能力,而粒子群能量小(速度小)时扰动大,能够增强全局搜索能力的目的,基于速度反馈信息可以构造如下粒子群能量函数^[7]:

$$K = v_i^T v_i. \quad (4)$$

3.2 PSO-PES 算法实现

Step 1: 初始化.设定加速系数 c_1, c_2 , 惯性权重 w , 最大迭代次数 max DT , 搜索空间边界到中心的距离 limit . 在定义搜索空间随机生成 m 个粒子组成初始种群,产生各粒子的初始速度.

Step 2: 根据式(3)和(4),计算 x^* 和 K .

Step 3: 评价种群 x^k , 计算每个粒子在每一维空间的适应值.

Step 4: 根据粒子速度公式(1), (3)和(4)更新粒子飞行速度,根据粒子位置公式(2)更新粒子位置,产生新的种群 x^{k+1} ; 比较当前粒子的适应值和自身最优适应值,如果当前值比 x_i^* 坐标下的最优适应值更优,则自身最优适应值为当前适应值,并置 x_i^* 为 D 维空间的当前最优值.对粒子适应值与种群最优值进行比较,如果当前值比全局最优值更优,则置 x^* 为当前值;

Step 5: 检查结束条件.如果满足,则结束寻优;否则,转 Step 2. 结束条件为寻优达到最大迭代次数 max DT 或者评价值小于最小给定值.

3.3 PSO-PES 算法分析

在 PSO-PES 算法中,当粒子速度较大时, K 值较大,粒子群能量值较大,由式(3)可知对最优值的扰动较小.此时,算法以 PSO 算法特性为主,围绕 x^* 小范围的扰动可以增强算法的局部搜索能力.但是,当粒子速度较小,即 K 值较小时,由式(3)和(4)可以分析出,此时对 x^* 扰动范围较大,可以达到整个搜索空间.换言之,由于扰动的存在,此时的全局最优值 x^* 可以是搜索空间上的任意一点.

总之,当粒子能量较小时,由于给最优值设计扰动的作用,粒子速度会变大,粒子演化系统会形成一个新的耗散结构,粒子在整个演化过程中会周期性演化,连续经历能量由大到小,再由小到大的过程.由文献[9]的结论可知,一个迭代的演化算法,如果整个搜索空间上不存在一个搜索粒子到达概率为零的子空间,则该搜索算法具有全局优化能力.在扰动的作用下,全局最优值 x^* 在理论上可以到达搜索空间上的任意一点,因此 PSO-PES 算法具有了全局优化能力.

PSO-PES 算法相比于 PSO 算法,保留了 PSO 结构简明、优美的特点,引入了一个基于速度反馈的最优值扰动策略(具体计算见式(3)),以较小的计算代价获得了粒子周期性演化搜索能力.

4 测试结果及分析

为了验证所提出算法的正确性和有效性,选用表 1 中 4 个常用于优化算法比较的具有不同特征的基准函数对所提出的算法进行测试. Sphere 为单峰函数,该函数只有一个极值点,在 $(0, 0, \dots, 0)$ 处取到极

值 0; Rosenbrock 为非凸病态函数, 其全局最优点位于一个平滑狭长的抛物线谷内, 在 $(1, 1, \dots, 1)$ 处达到极小值 0; Rastrigrin 函数和 Griewank 函数具有广泛的搜索空间、大量的局部极小点和高大的障碍物, 是复杂多模态问题, 两函数均在 $(0, 0, \dots, 0)$ 处达到全局最小。

表 1 典型测试函数

编号	函数名	函数表达式
f_1	Sphere	$\sum_{i=1}^n x_i^2$
f_2	Rosenbrock	$\sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$
f_3	Rastrigrin	$\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$
f_4	Griewank	$\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 + \prod_{i=1}^n \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$

实验中, PSO 参数设置为 $w = 0.7298, c_1 = c_2 = 1.4962$, 种群为 $20^{[7]}$; LWPSO^[9]参数设置为 $w_{\max} = 0.95, w_{\min} = 0.4$; PSO-PES 参数可设置为 $w = 0.7298, c_1 = c_2 = 1.4962$, 种群为 $20^{[7]}$ 。表 2 给出了各个函数的搜索空间和迭代次数, 表 3 中 MBF 为平均最优适应值, SD 为标准差。

表 2 实验初始条件

函数名	解空间	迭代次数
f_1	$[-1, 1]^D$	1 000
f_2	$[-30, 30]^D$	1 000
f_3	$[-5.12, 5.12]^D$	1 000
f_4	$[-10, 10]^D$	1 000

表 3 测试实验结果比较

函数名	MBF (SD)		
	PSO-PES	SEC-PSO	PSO
f_1	7.42e-006 (1.94e-005)	2.60e-001 ^[7] (4.73e-002) ^[7]	5.22e-001 (1.82e-001)
f_2	4.56e-000 (7.29e-000)	4.86e+001 ^[7] (4.09e-000) ^[7]	6.61e+001 (2.12e+001)
f_3	1.56e-002 (6.37e-002)	7.90e+001 ^[7] (4.05e-000) ^[7]	4.95e+001 (1.43e+001)
f_4	2.52e-005 (5.47e-005)	5.80e-001 ^[7] (3.73e-002) ^[7]	2.71e-002 (1.43e-002)

表 3 为在相同参数条件下 20 次实验的平均结果。由表 3 可以看出, PSO-PES 算法对应的平均最优值和标准差均明显优于 SEC-PSO 和 PSO 算法。

为了更直观地给出实验结果, 图 1~图 4 给出了 PSO-PES, LWPSO^[10]和 PSO 算法的收敛趋势对比曲线。对于 20 维函数 $f_1 \sim f_4$, PSO-PES 相比于 LWPSO 和 PSO, 在收敛速度和精度方面均显示出了明显的搜索优势, 而 LWPSO 和 PSO 算法则过早地陷入了早熟。

实验测试表明, PSO-PES 算法与 LWPSO 和 PSO 算法相比, 能够获得更好的适应度值, 在相同的迭代

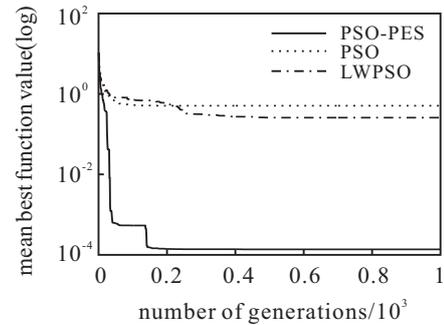


图 1 20 维函数 f_1 收敛性能对比

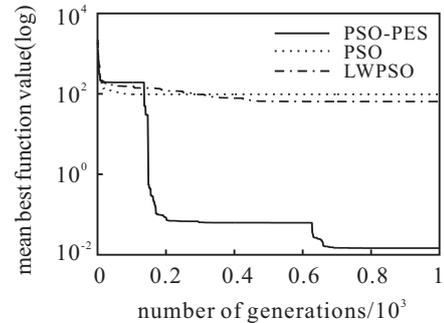


图 2 20 维函数 f_2 收敛性能对比

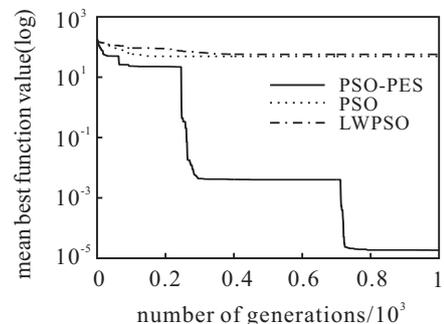


图 3 20 维函数 f_3 收敛性能对比

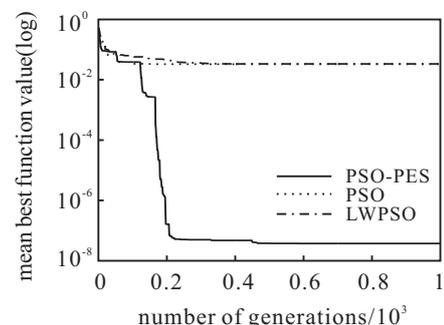


图 4 20 维函数 f_4 收敛性能对比

步长情况下, PSO-PES 算法拥有较快的收敛速度。由于整个粒子群周期性演化迭代, 粒子会在速度较低时在扰动的帮助下突然加速度, 因此该算法更不易陷入早熟, 并能从局部最优值逃出继续进行搜索寻优, 获得更好的结果。

5 结 论

本文提出了一种基于周期性演化策略的粒子群优化算法。算法分析和函数测试结果表明, 所提出的

算法可以有效地克服 PSO 早熟的缺点. 通过在速度更新方程中构建基于粒子群能量的粒子群最优值扰动项, 使得粒子群能量在演化过程中可以周期性地变化. 相比于标准 PSO 算法, 当粒子群能量较大时能够增强局部搜索能力, 当粒子群能量较小时能够增强全局搜索能力. 典型优化问题的仿真结果表明, 所提出的 PSO-PES 算法的优化性能得到了显著提高, 不仅保持了 PSO 算法结构简洁的特点, 而且同样易于实现.

参考文献(References)

- [1] Eberhart R C, Shi Y H. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[C]. Proc of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. San Diego: IEEE, 2000: 84-88.
- [2] 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.
- [3] 杨帆, 胡春平, 颜学峰. 基于蚁群系统的参数自适应粒子群算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1479-1488.
(Yang F, Hu C P, Yan X F. Particle swarm optimization algorithm of self-adaptive parameter based on ant system and its application[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(11): 1479-1488.)
- [4] 邹彤, 李宁, 孙德宝, 等. 带阴性选择的粒子群优化算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2006, 34(2): 87-90.
(Zou T, Li N, Sun D B, et al. Algorithm of particle swarm optimization with negative selection[J]. J of Huazhong University of Science & Technology: Nature Science Edition, 2006, 34(2): 87-90.)
- [5] 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.
(Lv Z S, Hou Z R. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416-420.)
- [6] 张顶学, 廖锐全. 一种基于种群速度的自适应粒子群算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(8): 1257-1265.
(Zhang D X, Liao R Q. Adaptive particle swarm optimization algorithm based on population velocity[J]. Control and Decision, 2009, 24(8): 1257-1265.)
- [7] 王建林, 薛尧予, 于涛, 等. 基于群能量恒定的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(2): 269-277.
(Wang J L, Xue Y Y, Yu T, et al. Particle swarm optimization based on swarm energy conservation[J]. Control and Decision, 2010, 25(2): 269-277.)
- [8] Zhan Z, Zhang, J, Li Y, et al. Adaptive particle swarm optimization[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2009, 39(6): 1362-1381.
- [9] Solis F, Wets R. Minimization by random search techniques[J]. Mathematics of Operations Research, 1981, 6(1): 19-30.
- [10] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. IEEE World Conf on Computational Intelligence. Piscataway: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [7] Juang Chia-Feng, Chiu Shih-Hsuan, Chang Shu-Wew. A self-organizing TS-type fuzzy network with support vector learning and its application to classification problems[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2007, 15(5): 998-1008.
- [8] Karim Salahshoor, Morteza Hamzehnejad. A novel online affine model identification of multivariable processes using adaptive neuro-fuzzy networks[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2010, 88(2): 155-169.
- [9] Jang J S R, Sun C T. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference system[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1993, 4(1): 156-159.
- [10] Euntai K, Minkee P, Seunghwan J, et al. A new approach to fuzzy modeling[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1997, 5(3): 328-337.
- [11] Tong R M. The evaluation fuzzy models derived from experimental data[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1980(4): 1-12.
- [12] Pedrycz W. An identification algorithm in fuzzy relational systems[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1984(13): 153-167.
- [13] Xu C W, Yong Z. Fuzzy model identification and self-learning for dynamic systems[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1987, 17(4): 683-689.
- [14] Sugeno M, Yasukawa T. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 1993, 1(1): 7-31.

(上接第1428页)