

周期性扰动的微粒群算法^①

于来行, 乔蕊

(周口师范学院 计算机科学系, 周口 466001)

摘要: 微粒群算法中微粒有保持自身状态的特性, 如何改变其状态对微粒位置和速度的调整有较大的影响, 本文给出一种周期性随机扰动的自适应改变微粒速度的方法。当微粒要进行下一次运动时, 总体采用非线性下降的惯性权重选择方法, 并且在其中加入周期性随机扰动策略, 使算法既能得到较快的收敛速度, 又不至于陷入局部极值。将此方法应用于对几个标准函数的测试中, 与标准微粒群算法及只采用线性下降的微粒群算法进行比较, 新方法能得到更好的结果。

关键词: 微粒群算法; 自适应; 随机扰动; 惯性权重

Particle Swarm Algorithm of Periodic Random Disturbance

YU Lai-Hang, QIAO Rui

(Department of Computer Science, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China)

Abstract: Particle, among swam algorithm, is apt to keep its own state. While how to change its state has great influence on the position and the adjustment of the velocity. In this paper presents a new method—an adaptive particle swarm algorithm of periodic random disturbance strategy. And the nonlinear declination as well as Self-adapting inertia improved in the process of particles moving. Better results can be obtained by the new method compared with the former ones and which only adopts linear decline in the particle swarm algorithm.

Keywords: particle swarm optimization; adaptive; random disturbance; self-adapting inertia

1 引言

PSO 作为一种随机搜索算法, 仍存在着早熟收敛和收敛较慢这两个难题。为了避免早熟收敛, 一些研究者提出了通过控制种群多样性来提高算法性能的方法。一方面, 通过解决微粒间的冲突和聚集^[1]、种群随机多代初始化^[2]等思想, 给出了增强种群多样性的不同方法, 使算法不会过早陷入局部极值。另一方面, 通过引入遗传算法的“变异”操作来增强全局搜索性能也是一种不错的方式。虽然这些研究工作已经给出了提高 PSO 全局搜索能力的方法, 但是它们很难既提高搜索速度又保持种群多样性^[3]。

惯性权重是微粒群局部搜索和全局搜索能力的平衡点^[4]。采用线性减小的方法使算法收敛效果更好, 同时给出一种曲线变化的扰动, 使微粒群在一定程度上又可以逃出局部极值的影响。

2 算法原理

PSO^[5]用空间微粒的位置代表解, 用微粒在空间搜索位置的变化来描述解的进化。与其它基于群体的进化算法一样, PSO 不是从优化问题出发求解, 而是从一组初始随机解出发, 通过自身迭代达到最优解。

假设在 D 维搜索空间中, 有 m 个微粒组成一个微粒群, 其中第 i 个微粒的空间位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。它是优化问题的一个潜在解, 将它代入优化目标函数可以计算出相应的适应度值, 根据适应度值可衡量 x_i 的优劣。同时, 每个微粒还具有各自的飞行速度 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。对每一代微粒, 其第 d 维位置及速度 ($1 \leq d \leq D$) 根据如下方程迭代:

$$v_{id} = \omega v_{id} + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}) \quad (1)$$

① 基金项目: 周口师范学院青年科研基金(zknuqn201039A)

收稿时间: 2010-10-11; 收到修改稿时间: 2010-11-17

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

其中: p_{id} 为当前微粒的历史最优位置, 是自我认知部分; p_{gd} 为微粒群的全局历史最优位置, 为社会认知部分; ω 为惯性权重值(inertia weight); c_1 和 c_2 都为正常数, 称为加速系数(acceleration coefficient); r_1 和 r_2 是两个在[0, 1]范围内变化的随机数。

3 改进微粒群算法

3.1 随机扰动策略

较大的惯性权重值 ω 有利于跳出局部极值点, 而较小的 ω 有利于提高搜索精度。文献[7]提出了 ω 的自适应调整策略, 开始时 ω 较大, 随着迭代的进行, ω 线性减小。文献[8]认为开始时 $\omega=1.4$, 然后逐步减小到 $\omega=0.35$ 比较合适。

随机扰动策略是在线性下降的基础上构造一种非线性变化公式, 其中加入周期性的随机扰动策略, 避免了算法陷入局部极值的弱点。新算法加入正弦函数和随机函数交互扰动, 分别设定其约束系数, 惯性权重值随机改变并且具有周期性波动下降趋势, 将这种周期性扰动的微粒群算法命名为 RDPSO。

设 it_{max} 为最大迭代步数, 惯性权重值的更新方法如下:

$$\omega_i = \omega_{max} + (\omega_{max} - \omega_{min}) * (0.8 * |\sin(i * 36 / it_{max})| * ((i / it_{max})^5 - 0.5 * \text{normrnd}(0.5, 0.2)) * ((i / it_{max})^2 - i / it_{max})) \quad (3)$$

公式中 $\sin(i * 36 / it_{max})$ 为周期设定函数, 使微粒更易跳出局部极值区域, $\text{normrnd}(0.5, 0.2)$ 为随机扰动函数, 与周期函数相互作用得到较适应算法的惯性权重值。 ω_{max} , ω_{min} 分别为惯性权重最大和最小值, it_{max} 为最大迭代步数, i 为当前迭代步数。如图 1 所示, ω 经过扰动后的变化曲线。大量的试验研究发现 ω 在[0, 1.4]内能得到较好的结果^[9], 因此算法设计时把 ω 的值尽量选择在这个较好的区间内。

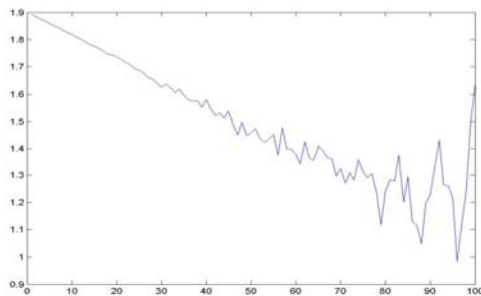


图 1 惯性权重曲线变化图

3.2 测试函数

本文采用三个标准的测试函数进行测试, 分别为: sphere, Rosebrock's 和 Rastrigrin 函数。

Sphere 函数定义如下:

$$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (4)$$

Rosenbrock's 函数定义如下:

$$f_2 = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2] \quad (5)$$

Rastrigrin 函数定义如下:

$$f_3 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 5 \cos(2\pi x_i) + 5) \quad (6)$$

以上各式中的 n 代表函数的维度, 为了在同条件下测试函数性能, 设置 c_1 和 c_2 都为 1.4, ω 的初始值均为 1.9; 每次试验中算法设置相同的最大迭代步数和种群数。分别在二维和四维搜索空间中测试函数性能, 每个维度坐标的搜索范围限制为[-50 50], 以便在较短的时间内找到最优值。

4 函数收敛性比较

4.1 实验结果

表 1-2 给出分组后的实验结果比较, 每次最大迭代步数设为 100, 表 1 给出三种微粒群的结果, PSO 表示普通微粒群, LDW 表示线性下降的微粒群, RDPSO 表示加入扰动的自适应微粒群。

表 1 二维数据试验结果

种群数	Sphere	Rosenbrock's	Rastrigrin
	RDPSO/LDW/PSO	RDPSO/LDW/PSO	RDPSO/LDW/PSO
5	2.8504e-006/	37.0437/	1.1277/
	7.5320e-004/	21.8488/	11.0352/
	14.9764	65.3731	1.7427
50	1.0858e-006/	16.8037/	1.6091e-005/
	6.1088e-007/	19.8629/	0.3300/
	1.2737	39.3403	6.0165

表 2 四维数据试验结果

种群数	Sphere	Rosenbrock's	Rastrigrin
	RDPSO/LDW/PSO	RDPSO/LDW/PSO	RDPSO/LDW/PSO
50	1.5936e-004/	22.6796/	2.0003/
	2.9737e-004/	310.5090/	4.7582/ 6.5202
	0.6921	40.1706	
100	7.7329e-006/	25.0858/	1.9807/
	1.1693e-005/	163.0644/	2.7730/
	28.2553	2.8694e+002	58.3151

分析表中数据可知, RDPSO 比 LDW、PSO 得到的结果较好, 新算法在较大维度空间进行搜索时, 增加种群数量能得到更好的结果。新算法在函数局部最优值区域循环迭代很多步后才跳出, 有利于找到精度较高的极值点。

其函数优化曲线如下图所示:

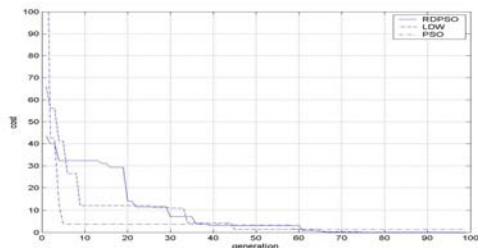


图 2 Sphere

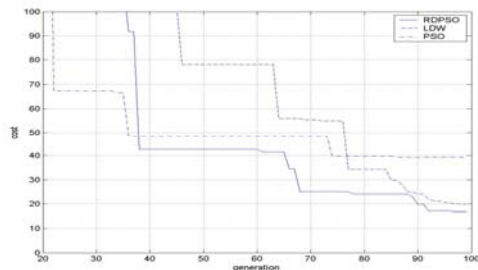


图 3 Rosenbrock's

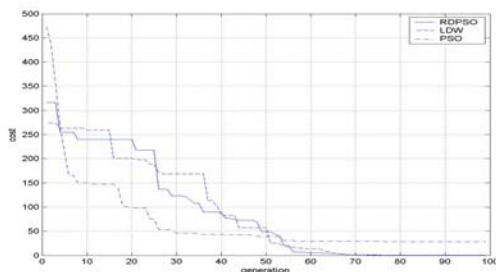


图 4 Sphere

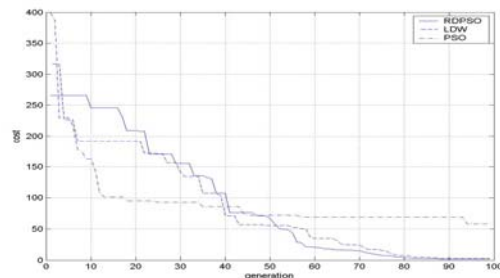


图 5 Rstrigin

图中实线表示改进微粒群算法收敛曲线, 虚点线表示传统的微粒群算法, 虚线表示线性递减微粒群。图 2-3 显示了 PSO、LDW 和 RDPSO 在二维搜索空间

中函数值和迭代步数之间的关系; 图 4-5 显示了在四维搜索空间中函数值和迭代步数之间的关系; 实验结果表明, RDPSO 比 PSO 算法收敛速度快, 精度高。

4.2 性能分析

新的改进策略延续了 PSO 算法简单的特点, 新算法能开始保持较大的惯性权重有利于微粒到达较优区域, 而后期保持较小的惯性权重值保持了微粒在局部求精, 一定的扰动能增加群体的多样性, 使群体达到更好的位置。

算法采用相同的初始参数, 比较表 1, 2 可以看出, 改进后的算法得到更高的精度值, 并且随着种群的增加效果更好, 在四维数据的实验中效果更为明显; 从函数优化曲线可以看出 RDPSO 能快速的到达较优值并随着代数的增加逐步趋近理想值, 避免了其他两种算法陷入局部极值的弱点。从以上比较可以看出 RDPSO 具有算法简单, 寻优精度高, 能更好的适用于高维数据的优化算法。

5 结论

根据微粒群算法中惯性权重对其性能影响的规律, 给出了周期性随机扰动的自适应策略改进的 PSO 算法 RDPSO。经过实验验证, 该算法比标准 PSO 算法有较大改进, 在函数优化中能得到较好的结果。PSO 算法是一种比较简单的算法, 代码和参数较少, 全局优化性能很强, 应用广泛。目前对微粒群算法的研究, 虽然取得了较为显著的成绩, 但在很多领域还存在亟待解决的问题, 所以进一步研究该算法具有重要的意义。

参考文献

- 1 Krink T, Vesterstrom JS, Riget J. Particle swarm optimization with spatial particle extension. Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Evolutionary Computation. Honolulu: IEEE Inc., 2002:1474-1497.
- 2 Hu XH, Eberhart RC. Adaptive particle swarm optimization: Detection and response to dynamic system. Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Evolutionary Computation. Honolulu: IEEE Inc., 2002:1666-1670.
- 3 赫然, 王永吉, 王青, 等. 一种改进的自适应逃逸微粒群算法及实验分析. 软件学报, 2005, 16(12):2036-2044.
- 4 Hu J, Yu LH, Zou KQ. Enhanced self-adaptive search

- capability particle swarm optimization. Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications ISDA. 2008,(3):49-56.
- 5 Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. Proc. IEEE Int'l. Conf. on Neural Networks, 1995, IV:1942-1948.
- 6 任小波,杨忠秀.一种动态扩散粒子群算法.计算机应用, 2010,30(1):159-161.
- 7 王万良,唐宇.微粒群算法的研究现状与展望.浙江工业大学学报,2007,35(2):136-141.
- 8 张皓,陈雪波,马德楠.具有自适应度双群体 PSO 的组群机器人队形控制.清华大学学报(自然科学版),2008,48(S2): 1751-1755.
- 9 Richards M, Ventura D. Dynamic sociometry in particle swarm optimization. Proc. of the 6th International Conference on Computational Intelligence and Natural Computing. North Carolina, 2003: 1557-1560.

(上接第 227 页)

评对于提高数据库技能测评自动化水平具有重要实践意义。

参考文献

- 1 许骏,柳泉波,何克抗. CAA 研究的新领域——IT 技能测评自动化(上).电化教育研究, 2002(1):33-35.
- 2 许骏,柳泉波,何克抗. CAA 研究的新领域——IT 技能测评自动化(下).电化教育研究, 2002(1):44-48.
- 3 陈尧妃,陈焕通,倪应华.基于 XML 的 SQL Server 数据库技能操作自动阅卷.计算机系统应用, 2010,(3):158-161.
- 4 李桂成,崔军.数据库操作题自动阅卷的设计与实现.计算机工程与设计, 2004(25):1005-1006.
- 5 李桂英.IT 技能测评系统的设计与实现.计算机系统应用, 2007,16(6):9-12.
- 6 金炳尧,马永进,骆红波等.阅卷信息的形式化描述及其应用.计算机科学, 2005(32):106-107.