第 37 卷 第 21 期
Vol.37 No.21

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2011 年 11 月
November 2011

• 博士论文 •

文章编号：1000—3428(2011)21—0020—03 文献标识码：A 中图分类号：TP301

基于变惯性权重及动态邻域的改进 PSO 算法

姚灿中[1]，杨建梅[2]

(1. 华南理工大学经济与贸易学院，广州 510006；2. 华南理工大学工商管理学院，广州 510640)

摘 要：分析并验证基于变惯性权重的粒子群优化(PSO)在粒子寻优过程中的有效性，论述类无标度网的特殊拓扑性质。将有向动态类无标度网作为粒子寻优邻域，提出一种基于变惯性权重及动态邻域的改进 PSO 算法。实验结果证明，与传统 PSO 算法相比，改进算法的寻优效果较好，可在一定程度上避免陷入局部最优。

关键词：粒子群优化；类无标度网；惯性权重；度分布；邻域拓扑

Improved PSO Algorithm Based on Variety Inertia Weight and Dynamic Neighborhood

YAO Can-zhong[1], YANG Jian-mei[2]

(1. School of Economics and Commerce, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China;
2. School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

【Abstract】This paper analyzes and verifies the effectiveness of Particle Swarm Optimization(PSO) based on variety inertia weight in the particle optimization process, and discusses the special topological properties of scale-free like network. It uses the dynamic scale-free like network as the particle's optimization neighborhood. It proposes an improved PSO algorithm based on variety inertia weight and dynamic neighborhood. Experimental results show that the improved algorithm performs better than the traditional PSO and may avoid falling into the local optimum instead.

【Key words】Particle Swarm Optimization(PSO); scale-free like network; inertia weight; degree distribution; neighborhood topology

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.21.007

1 概述

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是一种通过迭代寻优的优化工具和进化计算技术[1]。传统的 PSO 算法在低维数空间寻优时具有寻优速度快、求解质量高的特点，但是当维数上升时，容易陷入局部最优解。为此，很多研究者都提出了改进的 PSO 算法。文献[2]指出，粒子寻优基于不同的拓扑结构在一定程度上有助于避免算法陷入局部最优解；文献[3]提出 PSO-DT 方法，采用概率选择机制在算法前期弱化全局最优粒子的影响力，在算法后期强化全局最优粒子的影响力，使粒子群最终收敛到一个最优解上。但文献[2]并未对实际目标函数进行测试，对基于网络邻域拓扑的 PSO 寻优效果只是从理论上加以阐述，而文献[3]并未考虑网络拓扑结构的影响。

本文在上述算法的基础上，针对粒子寻优的网络拓扑结构特点，采用有向动态类无标度网作为粒子学习的邻域，结合变惯性权重法对传统算法进行了改进。

2 传统 PSO 算法

PSO 算法初始化为一组随机粒子，通过迭代寻优。在每一次寻优过程中，粒子通过追寻 2 个极值来更新自己的位置，一个是粒子自身的历史最优解，这个解称为个体极值 pbest，另外一个是通过与整个群体比较找到的最优解，这个解称为整体极值 gbest。粒子结合这 2 个极值，在目标函数的解空间飞行[4]。

传统的 PSO 的邻域结构实质上是一个全局耦合网络，在这种网络结构中，任意 2 个节点之间都有边连接。在迭代过程中，每个粒子都将与其他所有粒子(位置)进行比较，从而向最优粒子靠近。传统 PSO 的邻域是静态的，每个节点具有固定的邻居集合。

3 变惯性权重与类无标度网邻域拓扑

3.1 变惯性权重

为更好地控制粒子群算法的开发与探测能力，文献[5-6]引入惯性权重 w，提出将惯性因子变换为随时间动态变化的因子：

$$v_{id}^{k+1} = w \cdot v_{id}^{k} + \eta_1 \cdot rand() \cdot (p_{id}^{k} - x_{id}^{k}) + \eta_2 \cdot rand() \cdot (p_{gd}^{k} - x_{id}^{k})$$

其中，$w = (w_1 - w_2) \cdot (T - Iter) / T + w_2$；$Iter$ 是当前迭代次数；T 是最大迭代次数或迭代总次数；w_1 和 w_2 分别是权重的初始值与终值。

实验证明了该方法能够有效地改进 PSO 的寻优效果。本文称这种变权重法为变权重 1。另一种变惯性权重的方法是随机的选择 w_1 和 w_2 之间的一个值，即：

$$w = w_1 + (w_2 - w_1) \cdot rand()$$

称这种变权重法为变权重 2。

本文比较定惯性权重，变权重 1 与变权重 2 的粒子寻优效果。采用测试函数 *Rastrigrin* 对定惯性权重的 PSO 与 2 种

基金项目：国家自然科学基金资助项目(71173076, 71103044)；教育部人文社会科学研究青年基金资助项目(11YJCZH211, 08JC790023)；中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(2011ZB0011)；广东省哲学社会科学“十一五”规划基金资助项目(07GO02)

作者简介：姚灿中(1983－)，男，讲师、博士，主研方向：复杂系统，复杂网络；杨建梅，教授、博士、博士生导师

收稿日期：2011-04-19 **E-mail：**yaocanzhong@scut.edu.cn

变惯性权重的 PSO 寻优进行比较。

由于测试函数曲面差异较大，设置可接受误差也称为收敛阈值，对于求极小值而言，当结果小于该收敛阈值时即认为本次搜索成功。有关阈值的设定，应当根据算法特性及目标测试函数来选取，允许误差过大或过小都不能反映出算法的优化性能。本文设置 *Rastrigrin* 函数的收敛阈值为 10。

本文采用以下指标来衡量粒子寻优的效果：最优值平均指的是在多次迭代过程中达到可接受误差范围的平均最优值，它和方差一起构成衡量粒子寻优的平均质量和波动性；成功率为整个迭代过程中处于可接受误差范围内的迭代成功次数比例，衡量粒子寻优的质量；收敛时间是达到误差临界的最少迭代次数比例，体现了粒子的收敛速度，是衡量粒子算法效率的重要指标；最终适应值(Fitness Values)表示最终收敛时函数的最优值，也是算法优劣的衡量指标之一。

定权重与 2 种变权重的最终适应值比较如图 1 所示。*Rastrigrin* 函数的测试结果如表 1 所示。

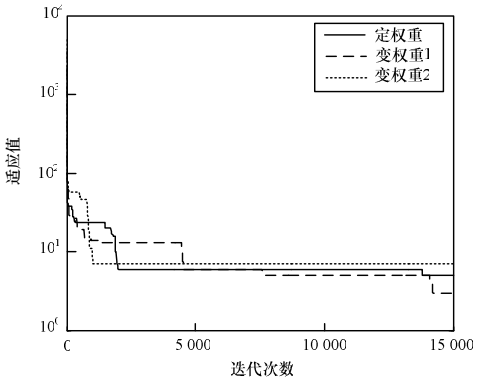


图 1　定权重与 2 种变权重的最终适应值比较

表 1　*Rastrigrin* 函数的测试结果

权重	初始设置			结果			
	粒子数	权重因子	迭代次数	平均最优值	方差	成功率	最终适应值
定权重	300	w=0.25	15 000	5.900 9	0.170 6	0.874 0	4.974 8
变权重 1	300	w_1=0.2, w_2=0.3	15 000	5.120 1	0.632 9	0.701 8	2.984 9
变权重 2	300	w_1=0.2, w_2=0.3	15 000	6.966 8	0.002 7	0.933 7	6.964 7

可以看出，基于变权重 1 的 PSO 方法得出的最终适应值最小，并且最优值平均的方差较大，表示在长期中粒子群能够有效地跳出局部最优点，从而比其他 2 种权重法更好。

3.2　类无标度网的特殊拓扑性质

无标度网是一种复杂网络模型[7]，增长和择优连接是无标度网的 2 个特性。经验证明许多实际网络都是无标度网。这类网络的异质性较强，因此称为非均匀网络。

在传统的 PSO 中，寻优粒子的数量总规模较少，与经典意义上的无标度网相比规模要小，为了以示区分，本文称之为类无标度网。在类无标度网结构中，同时存在着少数具有大量的连接边(度)的 HUB 节点和大多数具有少数连接边的非 HUB 节点，网络具有大的异质性。将此拓扑结构作为粒子的寻优空间，使得位于 HUB 节点位置的粒子和全局寻优情况下的粒子相类似，但是由于并不经过与整体网络所有其他粒子的比较，因此位于 HUB 节点位置的粒子向局部最优值收敛的速度更快。而位于非 HUB 节点的粒子则能够保持寻找局部最优的性能，因此，类无标度网络拓扑的邻域结构在可接受的误差内必定具有更好的寻优效果，这种效果在函数具有较深的局部最优点中尤为明显。

4　基于变惯性权重及动态邻域的改进 PSO 算法

考虑一个有向的类无标度网络，其节点的出度分布服从幂律分布特征，此外，将每一次迭代过程中粒子的网络拓扑进行改变，在每次迭代过程中，按以下 3 个原则进行：

(1)粒子寻优的过程采用变权重 1 的方法。

(2)粒子与它的最优邻居节点的连边不变。

(3)在粒子的邻域内，随机断边，并连接到非粒子连接邻域的其他粒子。

在这种拓扑结构的变化中，由于边都是随机化重连，没有增加和减少，因此网络节点的出度分布不会改变，网络仍具有较大的异质性(出度分布)。同时，这种重连使得粒子非连接邻域中的其他粒子存在着可能成为粒子下次迭代中的最优粒子的可能，保证了粒子寻优的多样性。这种改进是基于有向动态类无标度网络与变惯性权重的，简称 PSO-DV。改进算法使得粒子在保证收敛速度的同时能够避免陷入局部最优问题。

5　实验与分析

5.1　参数测试

本文采用 3 个测试函数加以测定，除了 *Rastrigrin* 函数，还有 *Griewank* 函数与 *Rosenbrock* 函数。*Rastrigrin* 函数是一个多峰函数，具有大量的按正弦拐点排列的、很深的局部最优点，函数的全局最优点在(0, 0, 0,…)处获得；*Griewank* 函数的变量之间具有由乘积项产生的强相互影响，是激烈的多峰函数，函数的全局最优点在(0, 0, 0,…)处获得，全局最优值为 $f(x)=0$；*Rosenbrock* 函数的解空间有非常多狭窄的通道，导致很难获得全局最优点，函数全局最优点位于(1, 1, 1,…)，函数值为 $f(x)=0$。本文采用的测试函数初始化设置见表 2，对于每个测试函数均独立地重复 1 000 次实验，并对实验结果进行平均化处理。其中，X_i 表示粒子在不同维数中的坐标。

表 2　测试函数的参数设置

函数	粒子规模	迭代次数	函数维数	η_1	η_2	X_i 取值范围	可接受误差
Rastrigrin	300	6 000	10	3.1	2.1	[-100,100]	<50.00
Griewank	300	2 000	10	3.1	2.1	[-600,600]	<0.25
Rosenbrock	300	3 000	10	3.1	2.1	[-40,40]	<5.00

5.2　测试结果与分析

本文将 PSO-DV 的测试结果与传统的带变权重 1 的 PSO 进行比较，结果如图 2~图 4 所示。3 种函数的测试指标对比如表 3 所示。*Rastrigrin* 函数具有大量很深的局部最优点，很难获得全局最优点。结合图 2 与表 3 可以看出，PSO-DV 的最终适应值较传统的 PSO 适应值小，最优值平均与方差都较 PSO 得出的相应结果小。*Griewank* 函数与 *Rastrigrin* 函数类似，具有大量很深的局部最优点。

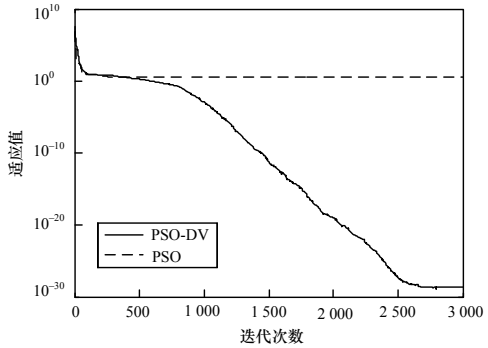


图 2　2 种算法的 *Rastrigrin* 函数测试结果

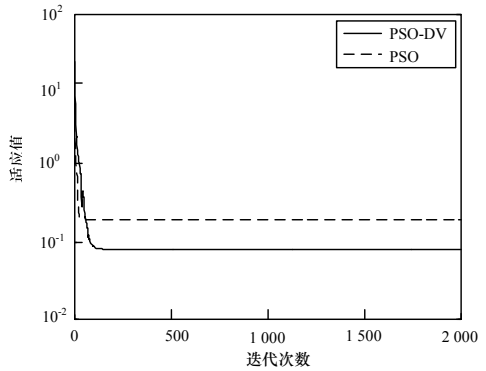


图 3 2 种算法的 *Griewank* 函数测试结果

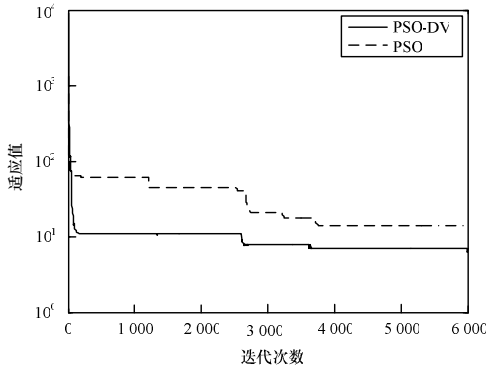


图 4 2 种算法的 *Rosenbrock* 函数测试结果

表 3 3 种函数的测试指标对比

函数	算法	成功率	最优值平均	标准差	最终适应值
Rastrigrin	PSO	0.799 0	24.528 4	13.429 8	13.929 4
	PSO-DV	0.991 5	8.921 3	2.131 5	6.964 7
Griewank	PSO	0.988 5	0.202 1	0.001 8	0.202 0
	PSO-DV	0.973 5	0.082 6	0.010 5	0.081 2
Rosenbrock	PSO	0.927 0	3.996 0	0.072 3	3.986 6
	PSO-DV	0.893 0	0.296 5	0.825 6	2.174 3e-029

从图 3 与表 3 可以看出，PSO-DV 虽然也陷入了局部最优，但是最终适应值比传统的 PSO 结果要小得多，因此 PSO-DV 比 PSO 的效果更好。

Rosenbrock 函数的解空间具有非常多的狭窄通道，从图 4 可以看出，PSO- DV 较好地跳出了局部最优点，最终适应值也比传统 PSO 得出的最终适应值要小得多，最优值的标准差较大是由于粒子跳出局部最优一直往全局最优飞行，这个迭代过程使得适应值一直减小。

6 结束语

本文提出一种基于变惯性权重及动态邻域的改进PSO算法，将有向动态类无标度网络作为粒子寻优的邻域并与变惯性法结合，使得粒子能够在误差范围内提高局部收敛能力。由于引入无标度网作为粒子寻优的邻域拓扑，给粒子的飞行特性带来了较大的多样性，因此下一步的工作可以将变惯性权重与网络的拓扑特性相结合，使得粒子的飞行惯性不仅在时间上是异质的，而且在空间上也是异质的。

参考文献

[1] Eberhart R C, Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory[C]//Proc. of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: [s. n.], 1995.

[2] Kennedy J. Small Worlds and Mega-minds: Effects of Neighborhood Topology on Particle Swarm Performance[C]//Proc. of Congress on Evolutionary Computation. Washington D. C., USA: [s. n.], 1999.

[3] 温 雯, 郝志峰. 一种基于动态拓扑结构的 PSO 改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(34): 82-85.

[4] 姚灿中, 杨建梅. 基于网络邻域拓扑结构的粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(19): 18-20.

[5] Shi Y H, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]// Proc. of IEEE International Conf. on Evolutionary Computation. Piscataway, USA: IEEE Press, 1998.

[6] Shi Yuhui, Eberhart R. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization[C]//Proc. of Annual Conference on Evolutionary Computation. Anchorage, Alaska, USA: [s. n.], 1998.

[7] Barabási A L, Albert R. Emergence of Scaling in Random Networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.

编辑 顾姣健

(上接第 19 页)

参考文献

[1] 董梦丽, 杨 庚, 曹晓梅. 网络流量预测方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(16): 98-100.

[2] 周春光, 邢 辉, 徐振龙, 等. 商业数据的预测模型及其算法研究[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2002, 20(3): 53-60.

[3] Jain A, Chang E Y, Wang Yuanfang. Adaptive Stream Resource Management Using Kalman Filters[C]//Proceedings of 2004 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. Paris, France: ACM Press, 2004: 11-22.

[4] Faloutsos C. Stream and Sensor Data Mining[C]//Proceedings of of the 9th International Conference on Extending Database Technology. Heraklion, Greece: Springer-Verlag, 2004: 25-27.

[5] Liu K, Subbarayan S, Shoults R R, et al. Comparison of Very Shortterm Load Forecasting Techniques[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1996, 11(2): 877-822.

[6] Cormode G, McGregor A. Approximation Algorithms for Clustering Uncertain Data[C]//Proceedings of 2008 ACM SIGMOD/PODS Conference. Vancouver, Canada: ACM Press, 2008: 191-200.

[7] 蒋皓石, 张 成, 林嘉宇. 无线射频识别技术及其应用和发展趋势[J]. 电子技术应用, 2005, 31(5): 1-4.

[8] Grewal M S, Andrews A P. Kalman Filtering Theory and Practice[M]. Upper Saddle River, New Jersey, USA: Prentice Hall, 1993.

[9] Brown R G, Hwang P Y C. Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering[M]. 2nd ed. New York, USA: John Wiley and Sons, Inc., 1992.

[10] Cormode G, Muthukrishnan S. What's New: Finding Significant Differences in Network Data Streams[C]//Proceedings of INFOCOM'04. Hong Kong, China: IEEE Press, 2004.

编辑 金胡考