第36卷 第20期 计 算 机 工 程 2010年10月
Vol.36 No.20 Computer Engineering October 2010
·人工智能及识别技术· 文章编号：1000—3428(2010)20—0198—02 文献标识码：A 中图分类号：TP312

基于粒子群优化算法的电力系统无功优化

陶国正，徐志成
(常州机电职业技术学院电气工程系，江苏 常州 213164)

摘 要：针对粒子群优化算法在进化中随种群多样性降低易出现早熟收敛等问题，结合全局-局部最优模型，提出一种改进的全局-局部参数最优粒子群优化算法。利用全局-局部最优惯性权重及全局-局部最优加速度常数，简化速度更新方程，使算法性能得到改善。将该算法应用于电力系统无功优化中，仿真结果表明，网损平均值更低，寻优性能更好，优化的网损值集中在较小的区间。
关键词：粒子群优化算法；惯性权重；加速常数

Reactive Power Optimization in Power System Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

TAO Guo-zheng, XU Zhi-cheng
(Department of Electrical Engineering, Changzhou Institute of Mechatronic Technology, Changzhou 213164, China)

【Abstract】 Aiming at the disadvantages such as prematurity in Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm because of the decrease of swarm diversity, an improved PSO algorithm named GLBest-PSO(Global-Local Best PSO) is proposed combining the global best and local best model. The algorithm incorporates global-local best inertia weight and global-local best acceleration coefficient to simplify the velocity equation and the performance of the algorithm is improved. It is used in the reactive power optimization in power system. Simulation results show that its average transmission loss is lower, with better optimization performance and smaller area of optimized transmission loss values.
【Key words】 Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm; inertia weight; acceleration coefficient

1 概述

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的发展历史较短，因此，其理论基础及应用推广仍存在着一些问题。为了提高基本 PSO 算法收敛速度及避免其陷入局部最优解，本文提出一种改进的 PSO 算法，即全局-局部参数最优粒子群优化(Global-Local Best PSO, GLBest-PSO)算法。

2 基于全局-局部参数最优的粒子群优化算法

2.1 标准 PSO 算法

在 PSO 算法中，“群”来源于 Millonas 在开发应用于人工生命的模型时所提出的群体智能的 5 个基本原则[1]，“粒子”则是一个折中的选择，它一方面将群体中的成员描述为没有质量和体积的个体，另一方面赋予其速度和加速度。

PSO 算法的原理为[1]：D 维空间中存在 m 个粒子，每个粒子坐标为 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iD})$，同时每个粒子具有速度 $v_i=(v_{i1},v_{i2},\cdots,v_{iD})$。该粒子的历史最好位置 $p_i=(p_{i1},p_{i2},\cdots,p_{iD})$，记为 p_{best}；群体中所有粒子经过的最好位置为 $p_g=(g_{i1},g_{i2},\cdots,g_{iD})$，记为 g_{best}。对第 t 代的第 i 个粒子，PSO 算法根据下式计算第 $t+1$ 代的第 j 维速度和位置：

$$v_{ij}(t+1)=v_{ij}(t)+r_1c_1(p_{ij}-x_{ij}(t))r_2c_2(g_{ij}-x_{ij}(t))$$
$$x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \quad (1)$$

其中，r_1、r_2 为[0, 1]的随机数；c_1 和 c_2 为加速度常数，此外，粒子速度 v_i 被最大速度 $V_{\max}$ 所限制。

文献[2]通过增设惯性权重因子 w，将式(1)变为：

$$v_{ij}(t+1)=wv_{ij}(t)+r_1c_1(p_{ij}-x_{ij}(t))+r_2c_2(g_{ij}-x_{ij}(t))$$
$$x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

式(2)通常被认为是基本 PSO 算法。

文献[3]引入了限定因子 X，构成 PSO 算法的限定因子法，即：

$$v_{ij}(t+1)=\chi(v_{ij}(t)+\varphi_1(p_{ij}-x_{ij}(t))\varphi_2(g_{ij}-x_{ij}(t)))$$
$$x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \quad (3)$$
$$X=2/|2-\varphi-\sqrt{\varphi^2-4\varphi}|,\ \varphi>4 \quad (4)$$

一般选择 φ 为 4.1，则 X 为 0.729 8，这相当于 w 为定值 0.729 8、$c_1=c_2=1.494\ 45$ 的基本 PSO 算法。

2.2 算法参数分析及改进

在式(2)中，如果令 w =0，则粒子速度只取决于当前位置和历史最好位置 p_{best} 和 g_{best}，速度本身没有记忆性，PSO 算法更像一个局部算法。

对于全局搜索，通常的好方法是在前期具有较高的探索能力以得到合适的种子，而在后期有较高的开发能力以加快收敛速度。基于这种思想，文献[2,4]采用线性递减权重(Linearly Decreasing Weight, LDW)策略。

加速度常数 c_1 和 c_2 表示将粒子推向 p_{best} 位置和 g_{best} 位置的统计加速项的权重，低值允许粒子在被拉回之前可以在目标区域外徘徊，高值则导致粒子突然冲向或越过目标区域。

在式(2)中，如果令 c_1 =0，则粒子没有认知能力，也就是“只有社会”的模型。在粒子的相互作用下，有能力到达新

作者简介：陶国正(1965－)，男，副教授、硕士，主研方向：智能优化，电力系统监控；徐志成，讲师、硕士
收稿日期：2010-03-26 **E-mail：**zcxu_czmec@163.com

的搜索空间。它的收敛速度比标准版本更快，但对复杂问题，则比标准版本更容易陷入局部最优点。

在式(2)中，如果令 c_2 =0，则粒子之间没有社会信息共享，也就是“只有认知”的模型。因为个体间没有交互，一个规模为 m 的群体等价于 m 个粒子各自独立运行，所以得到解的概率非常小。

研究表明[5]：表征粒子“认知”能力的 c_1 值大于表征粒子“社会”能力的 c_2 时，效果更佳，但必须满足下式：

$$c_1 + c_2 \le 4 \tag{5}$$

基于这种思想，文献[5]提出了一种线性变化加速常数法，称为时变加速常数粒子群优化(Time-Varying Acceleration Coefficient PSO, TVAC-PSO)算法。在该算法中，c_1 和 c_2 的取值可用以下 2 个公式表示：

$$c_1 = (c_{1i} - c_{1f})(\frac{iter_{\max} - iter}{iter_{\max}}) + c_{1f} \tag{6}$$

$$c_2 = (c_{2i} - c_{2f})(\frac{iter_{\max} - iter}{iter_{\max}}) + c_{2f} \tag{7}$$

其中，c_{1i} 和 c_{2i}、c_{1f} 和 c_{2f} 分别是加速度常数的初值和终值。

研究表明[5]：若 PSO 算法过早收敛，粒子速度将下降至 0，粒子群将趋于当前的极值 p_{best} 和 g_{best}，而它们往往为局部极值，尚未达到全局最优，因此，对 PSO 算法的改进不能着眼于收敛性，而应调节算法的搜索范围以及全局和局部搜索能力。鉴于 w 对粒子速度的影响以及 c_1 和 c_2 是决定粒子“认知”和“社会”能力的关键参数，本文借鉴文献[2, 5]中的思想，惯性权重 w、加速常数 c_1 和 c_2 既不取恒值，也不随进化次数的增加而线性变化，而是表示为局部最优和全局最优的适应度函数，用下面 2 个表达式表示：

$$w = (1.1 - \frac{g_{\text{best}_i}}{(p_{\text{best}_i})_{\text{average}}}) \tag{8}$$

$$c = (1 + \frac{g_{\text{best}_i}}{(p_{\text{best}_i})}) \tag{9}$$

其中，g_{best_i} 为该进化代数所对应的全局最优位置；$(p_{\text{best}_i})_{\text{average}}$ 为该进化代数所对应的所有粒子历史最优位置的平均值。式(8)称为全局-局部平均最优惯性权重(Global-Local Average Best IW, GLBest IW)；式(9)称为全局-局部最优加速度常数(Global-Local Best-AC, GLBest-AC)，则速度更新表达式为：

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + cr_1(p_{\text{best}_i} + g_{\text{best}_i} - 2x_{ij}(t)) \tag{10}$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \tag{11}$$

式(8)~式(11)称为全局-局部最优粒子群优化算法。

由式(8)~式(11)可以看出，当全局最优值等于局部最优值时，全局-局部平均最优惯性权重的值达到最小，这实际上使粒子在全局最优值附近搜索，并且迅速向最优值收敛。同样，当全局最优值等于局部最优值时，全局-局部最优加速度常数等于 2，并且在整个搜索过程中，其值始终位于 2 附近。2 个参数帮助 GLBest-PSO 算法获得更佳的寻优性能。

2.3 算法性能测试

Rosenbrock 函数是很难极小化的病态单峰二次函数，一般形式的 Rosenbrock 函数表示为：

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^{n-1}[100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$$

$$x_i \in [-10, 10]$$

Rosenbrock 函数具有全局极小点 $x^* = (1,1,\cdots,1)$，其函数值为 $f(x^*) = 0$，其全局极小点位于一个狭长、抛物线形状的极为平坦的函数曲面山谷中，图 1 为 2 维 Rosenbrock 函数的几何特性。一般来说，收敛 Rosenbrock 函数全局极小点十分困难，尤其是高维情况下。

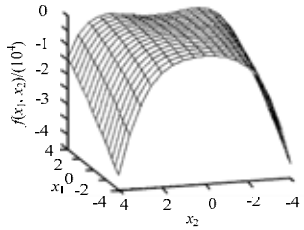


图 1　2 维 Rosenbrock 函数的几何特性

利用上述 3 种算法对该函数取 10 维进行测试，种群粒子数为 30。在 LDW-PSO 算法中，$c_1 = c_2$ =2，w 从 0.9 到 0.4 随着进化代数增加而线性减小。TVAC-PSO 算法中，c_1 和 c_2 分别按式(6)和式(7)在[2.5, 0.5]和[0.5, 2.5]区间线性变化，w 从 0.9 到 0.4 随着进化次数的增加而线性减小。GLBest-PSO 算法中，w 和 c 的初值在[0.1, 1]和[1, 2]中随机产生。3 种算法的终止条件均为进化代数达到 1 000，对 3 种算法分别进行 50 次实验，表 1 给出了 3 种算法所达到精度的平均值。

表 1　给定进化代数时各方法的精度比较

函数名称	LDW-PSO	TVAC- PSO	GLBest-PSO
Rosenbrock	3.875 4	3.243 5	1.003 8

表 1 数据表明，在给定的进化代数下，本文算法所达到的精度最高，搜索性能强缘于它的收敛性好，能迅速有效地靠近函数唯一的最优值，与其相比，TVAC-PSO 算法的优化性能次之，LDW-PSO 算法最差。

3　基于 GLBest-PSO 算法的电力系统无功优化

电力系统无功优化的目的是通过调整无功潮流的分布降低有功网损，并保持最好的电压水平，因此，目标通常是有功损耗最小[6]。以 IEEE30 节点系统为例，系统目标函数、等式和不等式约束条件、详细参数见文献[6]，用 Matlab 7.0 编程，对上述模型和方法进行验证。

本文同时采用 GLBest-PSO 算法、TVAC-PSO 算法，并与文献[6]中二次变异遗传算法(SMGA)的结果相比较。为了便于比较 3 种算法的性能，与文献[6]相同，3 种算法的收敛条件为：连续 8 代目标函数值没有减小并且计算代数大于设置的最小代数。在满足不等式约束的条件下，计算 100 次进行统计。计算代数统计见表 2；100 次计算中最好、最差和平均网损统计见表 3；优化的网损分布区域统计见表 4。

表 2　计算代数统计

方法	最小代数	最大代数	平均代数
SMGA	30	126	63
TVAC-PSO	45	142	87
GLBest-PSO	15	68	34

表 3　优化网损统计

方法	最好网损	最差网损	平均网损	标准偏差
SMGA	0.046 41	0.047 49	0.046 85	0.000 24
TVAC-PSO	0.047 16	0.051 34	0.048 01	0.001 21
GLBest-PSO	0.045 49	0.046 67	0.045 79	0.000 13

表 4　网损分布区域统计

网损区间	代数		
	TVAC-PSO	SMGA	GLBest-PSO
0.045 5~0.046 0	0	0	67
0.046 0~0.047 5	3	48	33
0.047 5~0.049 0	53	33	0
0.049 0~0.052 0	44	19	0

(下转第 202 页)