

基于自适应聚焦粒子群算法的电力系统无功优化

刘述奎¹, 陈维荣¹, 李奇¹, 林川², 段涛¹

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 西南交通大学信息科学与技术学院, 四川 成都 610031)

摘要: 自适应聚焦粒子群算法 (AFPSO) 是根据 PSO 算法的全局搜索与局部搜索平衡特性, 改进得到的一种具有较好全局搜索能力和寻优速度的自适应群体智能优化算法。通过采用 AFPSO 算法, 对电力系统进行无功优化。该方法是以最优控制原理为基础, 以网损最小为目标函数, 在 IEEE 30 节点系统上进行测试, 通过仿真测试以及不同算法优化结果的对比, 表明基于 AFPSO 算法在算法计算精度、收敛稳定性、寻优时间等方面都具有普遍优势, 能有效地应用于电力系统无功优化中, 证明了 AFPSO 算法的有效性和优越性。

关键词: 电力系统; 自适应聚焦粒子群算法; 无功优化; 群体智能

Reactive power optimization in power system based on adaptive focusing particle swarm optimization

LIU Shu-kui¹, CHEN Wei-rong¹, LI Qi¹, LIN Chuan², DUAN Tao¹

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Adaptive focusing particle swarm optimization (AFPSO) based on the balance characteristic between global search and local search of particle swarm optimization is an adaptive swarm intelligence optimization algorithm with preferable ability of global search and search rate. AFPSO is proposed to optimize the reactive power optimization. Based on optimal control principle, AFPSO applied for optimal reactive power is evaluated on an IEEE 30-bus power system. The modeling of reactive power optimization is established by taking the minimum network losses as the objective. The simulation results and the comparison results with various optimization algorithms demonstrate that the proposed approach converges to better solutions much faster than the earlier reported approaches and the algorithm can make effectively use in reactive power optimization. Simultaneously, the validity and superiority of AFPSO is proved.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China(No.60870004) and Doctoral Innovation Foundation of Southwest Jiaotong University(2007-3).

Key words: power system; adaptive focusing particle swarm optimization; reactive power optimization; swarm intelligence

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)13-0001-06

0 引言

电力系统无功优化^[1], 是指当系统有功负荷、有功电源及有功潮流分布已经给定的情况下, 通过优化计算确定系统中某些控制变量的值, 以找到的在满足所有约束条件的前提下, 使系统的某一个或多个性能指标达到最优时的运行方式。其需要研究的就是在满足系统负荷需求及运行约束要求的条件下, 使电网的某一指标或多个指标 (如有功网损最小、电压质量最优、年支出费用最少) 达到最优的无功功率最佳分布方案。

在数学上, 无功优化是典型的非线性规划问题, 具有非线性、小连续、不确定因素较多等特点。对于无功优化的研究方法, 传统的数学规划方法主要有非线性规划法和线性规划法等^[2]。采用常规算法求解无功优化问题时遇到的主要困难就是离散变量的归整问题, 多峰多极值问题。近年来基于群集智能的优化方法逐渐得到重视和开发, 如遗传算法 (GA)、蚁群算法 (ACO)、粒子群算法 (PSO), 这些基于群集智能的优化方法具有并行处理的特征, 易于实现, 但同时也存在计算速度慢, 有时陷入局部最优解等缺点。

基金项目: 国家自然科学基金 (60870004); 西南交通大学博士生创新基金 (2007-3)

粒子群算法 PSO (Particle Swarm Optimization) 是美国 Kennedy 和 Eberhart 博士受鸟群觅食行为的启发, 于 1995 年提出的一种生物进化算法^[3]。与遗

传算法^[4,5]相比, PSO算法的优势在于简单易行、收敛速度快、优化效率高^[6]。目前PSO算法已在电力系统各种复杂优化问题中得以应用, 取得了较好的效果^[7,8]。PSO算法采用速度-位置搜索模型, 每个粒子代表解空间的一个候选解, 粒子在搜索空间以一定的速度飞行, 飞行速度根据飞行经验进行动态调整。每个潜在解与粒子运行速度相联系, 该速度不停地根据粒子经验以及与该粒子邻近的粒子经验来调整大小、方向, 总是希望粒子能朝着更好的方向发展。从原理上讲, 在进化过程中标准PSO算法受当前最优位置的影响, 容易出现收敛到局部极值而丢失全局最优的结果。因此, 在搜索过程中全局搜索能力与局部搜索能力的平衡关系对于算法的成功起着至关重要的作用。

自适应聚焦粒子群算法 AFPSO (Adaptive Focusing Particle Swarm Optimization) 是在 PSO 算法的全局搜索与局部搜索平衡特性的基础上, 改进得到的一种具有较好全局搜索能力和寻优速度的自适应群体智能优化算法。AFPSO 算法是基于分工合作的思想, 对性能较好的粒子赋予较大的惯性权值, 让其主要负责更优区域的探测; 而对性能较差的粒子赋予较小的惯性权值, 让其主要负责较好区域的开发。粒子的加速系数根据惯性权值自适应调整。当搜索结果好于当前粒子个体极值时, 保持该个体当前的速度继续向前搜索, 使个体始终保持自己搜索过程中的个体极值位置, 并以此为起点进行后续搜索, 起到“聚焦”作用。同时, AFPSO 算法还将 PSO 算法中的全局最优位置与个体最优位置分别用相关个体最优位置的加权平均形式代替。这增加了种群多样性, 提高了搜索效率。

本文提出了一种基于 AFPSO 算法的电力系统无功优化方法, 将该算法应用于 IEEE30 节点系统中进行仿真试验, 并与其它一些方法的优化结果进行比较, 结果表明 AFPSO 算法不易使问题的解收敛于局部最优解, 并且可以提高寻优速度和计算精度, 从而能够对电力系统无功参数进行很好优化, 同时证明了该算法的有效性和优越性。

1 无功优化的数学模型

电力系统无功优化的目的是在保证系统无功功率平衡的条件下, 通过调节系统中的带负荷调压变压器、可投切电容器和可调压发电机等控制变量来减少网络损耗, 改善电能质量和提高经济效益。其数学模型包括目标函数的选择和约束条件的约定。

通常以网损最小化为目标函数, 可表示为:

$$\min f(x_1, x_2) = \min p_{\text{loss}} \quad (1)$$

功率约束方程, 即潮流方程:

$$0 = P_{Gi} - P_{Di} - V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (2)$$

$i \in N_i, i \neq s$

$$0 = Q_{Gi} - Q_{Di} - V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (3)$$

$i \in N_{PQ}$

变量约束方程为:

$$V_{i,\min} \leq V_i \leq V_{i,\max} \quad i \in N_B \quad V_G, V_L \in V_i \quad (4)$$

$$V_{Gi,\min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi,\max} \quad Q_{Gi,\min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi,\max} \quad i \in N_G \quad (5)$$

$$T_{k,\min} \leq T_k \leq T_{k,\max} \quad k \in N_T \quad (6)$$

$$Q_{ci,\min} \leq Q_{ci} \leq Q_{ci,\max} \quad i \in N_C \quad (7)$$

$$S_l \in S_l^{\max} \quad l \in N_l \quad (8)$$

式中: N_{PQ} 、 N_G 、 N_B 、 N_T 和 N_C 分别为 P - Q 节点号的集合, 发电机节点号的集合, 总的节点号的集合, 变压器支路集合和补偿电容器节点集合; N_i 与节点 i 的关联的节点号的集合, 包括节点 i 本身。 S 为平衡节点。 $P_{k\text{loss}}$ 为支路 k 的有功功率损耗。 G_{ij} 和 B_{ij} 为接点导纳的系数。 P_i 和 Q_i 分别为节点 i 的有功和无功注入。 V_i 为节点 i 的电压幅值。 θ_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间的电压角度差。 V_{Gi} 、 Q_{Gi} 分别为节点 i 的有功、无功发电功率。 S_l 为支路通过的功率。 $x_1=[V_G, T_k, Q_C]$ 为控制变量, 分别指发电机的机端电压, 有载调压变压器的分接头和无功补偿容量; $x_2=[V_L, Q_G, P_{\text{ref}}]$; 为状态变量, 分别为负荷节点的电压, 发电机的无功出力 and 平衡节点的有功出力。

2 改进的粒子群优化算法

2.1 PSO 算法的基本原理

假设在 M 维搜索空间 (解空间) 里, 有 m 个粒子组成的粒子群, 其中第 i 个粒子位置可以表示成 M 维向量, $x_i(n)=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iM}]$, j 表示变量 x_i 的第 j 维分量; 粒子的飞行速度为 $v_i(n)=[v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{iM}]$; 该粒子所经历的个体最佳位置可表示为 $p_i(n)=[p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ij}, \dots, p_{iM}]$; 在整个粒子群中, 所有粒子经历过的最佳位置为 $g_i(n)=[g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{ij}, \dots, g_{iM}]$, 当第 i 个粒子从 $n-1$ 代迭代到 n 代时, 可采用式 (9) 进行其速度和位置的更新^[3]:

$$v_i(n) = \omega v_i(n-1) + c_1 r [p_i(n-1) - x_i(n-1)] + c_2 r [g_i(n-1) - x_i(n-1)] \quad (9)$$

$$x_i(n) = v_i(n) + x_i(n-1) \quad (10)$$

式中: ω 为惯性权值; $Rand$ 为在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机数; n 为迭代次数; 粒子数 $i = 1, 2, \dots, s$ 。

对 PSO 算法的收敛性分析结果表明, 当加速系数在一定范围内变化时, ω 越大, 则算法的全局搜索能力越强; ω 越小, 则算法的局部搜索能力越强。利用这个特点, Y. Shi 等提出了惯性权值线性递减策略^[9], 第 n 代的 ω 表示为:

$$\omega(n) = (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}})(N_{\text{max}} - n)/N_{\text{max}} + \omega_{\text{end}} \quad (11)$$

式中: N_{max} 为最大迭代次数, ω_{start} 为初始惯性权值, ω_{end} 为最大代数时惯性权值。但惯性权递减策略存在一些不足: 首先在实际中最大代数 N_{max} 难以预测。其次在算法后期, 所有粒子的惯性权都较小, 因此在复杂问题优化中难以跳出局部极值点。

另外, PSO 算法中的平衡点取决于 p_i 与 g_i , 平衡点的不断变化维持着 PSO 算法的搜索能力。但如果 g_i 本身质量不佳, 将会导致其它粒子过快地收敛到 g_i , 从而使平衡点陷入停滞状态, 造成早熟收敛。为解决这一问题, 应增加平衡点的多样性^[10]。

2.2 AFPSO 算法的基本原理

由上面的讨论可知, 采用自适应的参数策略或者提高平衡点的质量与多样性都能够提高 PSO 算法的性能。同时, 当搜索结果好于当前粒子个体极值时, 保持该个体当前的速度继续向前搜索, 使个体始终保持自己搜索过程中的个体极值位置, 并以此为起点进行后续搜索, 也可以有效地提高 PSO 算法的性能。

本文提出的 AFPSO 算法就是从以上 3 个方面改进 PSO 算法。基于分工合作的思想, 对不同性能的粒子分配不同的任务。对性能较好的粒子采用较大的惯性权, 让其主要负责更优区域的探测; 而对性能较差的粒子则采用较小的惯性权, 让其迅速收敛到较好的区域中进行细致的搜索。这种策略的基本依据是: 在 PSO 算法中, 非最优粒子会逐渐移向全局最优位置 g_i , 并在其附近进行搜索。因此全局最优粒子必须积极地探测新区域, 不断更新 g_i , 以此带动其它粒子的搜索。如果最优粒子过早地收敛, 其它粒子就会迅速地收敛到它的周围而导致早熟收敛。该策略的具体做法是: 将粒子按其个体最优位置从优到劣进行排序, 其中排在第 i 位粒子的惯性权值及相应加速系数的表达式如下:

$$\omega_i = \omega_{\text{min}} + (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}})(m - i)/(m - 1) \quad (12)$$

$$c_{i1} = c_{i2} = (\omega_i + 1 + 2\sqrt{\omega_i})/2 \quad (13)$$

式中: ω_{max} , ω_{min} 分别为预定义的最大与最小惯性权值, m 为种群规模, 加速系数根据 ω_i 自适应调整。该策略可以在每一步迭代中都较好地平衡全局与局部搜索能力, 而不需要预先设定最大代数。

另外, PSO 算法中的平衡点要为粒子提供较好的搜索方向或搜索区域, 这就要求平衡点或其所在区域总体上应优于粒子的当前位置^[10]。在早期收敛阶段, 各个粒子的平衡点应该分布在一个较大的区域内, 使粒子具有较好的全局搜索能力; 而在后期阶段, 应使粒子的平衡点分布在一个较小的区域内, 使粒子在该区域内进行细致的搜索。基于上述考虑, 并为了进一步增加平衡点的多样性, 将 PSO 算法中的 g_i 替换为按个体最优位置排序后, 最前面的 s 个粒子个体最优位置的加权平均 p_g :

$$p_g = \sum_{j=1}^s \delta_j p_j \quad (14)$$

$$\delta_j = \frac{1}{f_j} / \sum_{u=1}^s \frac{1}{f_u} \quad (15)$$

式中: δ_j 是加权系数, f_j 为个体最优位置 p_j 对应的适应值 (假设为最小化问题且 $f_j > 0$)。而将 p_i 替换为排序后 p_{i-1} 与 p_i 的加权平均 p_a ($i \neq 1$):

$$p_a = (f_i p_{i-1} + f_{i-1} p_i)/(f_i + f_{i-1}) \quad (16)$$

由于 p_a 与 p_g 利用了更多的个体最优位置的信息, 其中的任何一个个体最优位置发生更新, 都会引起平衡点的更新, 从而使平衡点更新的更加频繁, 提高了算法的搜索效率。

综上所述, AFPSO 算法的粒子速度和位置更新表达式可表示为:

$$v_i(n) = \begin{cases} \omega_i v_i(n-1) + c_{i1} r [p_a(n-1) - x_i(n-1)] + c_{i2} r [p_g(n-1) - x_i(n-1)] & \text{if } f_i(n-1) \geq f_i(n-2) \\ v_i(n-1) & \text{if } f_i(n-1) < f_i(n-2) \end{cases} \quad (17)$$

$$x_i(n) = \begin{cases} x_i(n-1) & \text{if } f_i(n) \geq f_i(n-1) \\ v_i(n) + x_i(n-1) & \text{if } f_i(n) < f_i(n-1) \end{cases} \quad (18)$$

AFPSO 算法流程如下:

Step1: 令 $t=0$, 初始化种群中粒子的位置与速度, 设定最大速度 V_{max} 与位置边界 $X_{\text{max}}, X_{\text{min}}$;

Step2: 计算每个粒子的适应值, 并据此更新粒子的个体最优位置及它们对应的适应值;

Step3: 将粒子按其个体最优位置从优到劣进行排序;

Step4: 根据式(12)与(13)计算每个粒子的惯性权与相应的加速系数;

Step5: 对每个粒子, 利用式(14)与(16)计算 p_a 与 p_g ;

Step6: 根据式(17)与(18)更新粒子的速度与位置;

Step7: $t=t+1$, 如果满足结束条件, 则输出结果; 否则, 转 Step 2。

2.3 基于 AFPSO 的无功优化

在结合 AFPSO 算法时, 设粒子群的个数为 n , 粒子群坐标变量的维数由发电机控制的变量个数(记为 M), 变压器分接头控制变量个数(记为 K)和无功补偿装置控制的变量个数(记为 H)3部分构成。构成一个 $n \times (M+K+N)$ 的初始矩阵, 随机初始矩阵的元素分别对应上述模型中 V_G , T_k , Q_C 的值。3个部分的控制变量在算法中表征粒子群移动寻优时的空间位置。即粒子群在 $(M+K+N)$ 维空间按照上面描述的算法流程进行寻优步骤。

在实际的电力系统中既有连续变量, 也有离散的整数控制变量。在 AFPSO 算法中对节点电压进行连续处理, 对变压器分接头和无功补偿装置每步取一定的步长进行离散处理, 即对 IEEE30 节点系统, 使其发电机的节点电压可连续变化, 补偿电容的调节步长为 0.01, 变压器的变比调节步长为 0.025。变压器的初始变比为 1.0, 发电机的初始电压为 1.0。

3 仿真结果和分析

为了验证 AFPSO 算法的优化效果, 在 P42.1G 的 PC 机上采用 MATLAB 2007 对 IEEE 30 节点示例系统进行无功优化计算。IEEE 30 节点系统中有 41 条支路、6 个发电机节点和 22 个负荷节点。6 台发电机(节点 1、2、5、8、11、13), 其中节点 1 作为平衡节点和其余五个节点为 P-V 节点, 系统中其它节点为 P-Q 节点, 3 台并联电容器(3、10、24), 4 台可调变压器支路为(6~9, 6~10, 4~12, 27~28)。系统总的负荷 $P_{load}=2.843$, $Q_{load}=1.262$, 系统参数见文献[11], 各变量的上下限值(标么值)如表 1~3 所示。

在初始条件下, 设置发电机的机端电压和变压器的变比均为 1.0, 通过潮流计算, 得到 $\Sigma P_G=2.8939$, $\Sigma Q_G=0.9802$, $P_{loss}=0.059522$ 。本文中, AFPSO 算法参数中 ω 按照 $\omega(t)=0.9-0.5t/G_{max}$ 递减, 其中 t 为迭代次数, G_{max} 为最大迭代数, 最大速度设为每一维变量搜索范围的 20%; AFPSO 算法种群数取为 36, 最大迭代次

数 $G_{max}=200$, 精度为 $1e-6$, 独立运行 10 次, 取最优平均值, 分别与全面学习的粒子群算法 (CLPSO) [12]、带收敛因子的粒子群算法 (PSO-cf) [13]、惯性权值粒子群算法 (PSO- ω) [9] 进行比较, 表 4 (标么值) 给出了在相同基本条件的情况下, 各优化算法得到的优化结果。

表 1 发电机参数及上下限值

节点号	P_G	Q_G	Q_{Gmax}	Q_{Gmin}	V_{Gmax}	V_{Gmin}	V_G
1	0.993 9	-0.270 4	0.596	-0.298	1.1	0.9	1.0
2	0.8	0.066 2	0.480	-0.240	1.1	0.9	1.0
5	0.5	0.400 7	0.600	-0.300	1.1	0.9	1.0
8	0.2	0.568 8	0.530	-0.265	1.1	0.9	1.0
11	0.2	0.072 9	0.150	-0.075	1.1	0.9	1.0
13	0.2	0.142 0	0.155	-0.078	1.1	0.9	1.0

表 2 PQ 节点电压和变压器变比上下限值

$V_{load,max}$	$V_{load,min}$	$T_{k,max}$	$T_{k,min}$
1.05	0.95	1.124	0.9

表 3 并联电容器无功出力和电压上下限值

$Q_{C,max}$	$Q_{C,min}$	$V_{c,max}$	$V_{c,min}$
0.36	-0.12	1.05	0.95

由表 4 可以看出, 本文提出的 AFPSO 算法无功优化后得到的系统网损 $P_{loss}=0.045912$, 网损下降率 $\eta_{save}=22.8655\%$, 比其它三种优化方法得到的结果更好, 平均每次运行时间 $Time=103.6275$ s, 充分显示了本算法针对无功优化问题的有效性、可行性、优越性。

表 4 $N=36$ $G=200$ 不同方法优化结果比较

Tab.4 Comparison of optimal-results for different methods

算法	P_{loss}	P_{save}	$\eta_{save}/\%$	Time/s
CLPSO	0.047 743	0.011 779	19.789 0	112.609 4
PSO-cf	0.046 286	0.013 236	22.237 2	164.837 5
PSO- ω	0.046 575	0.012 947	21.752 0	106.900 0
AFPSO	0.045 912	0.013 610	22.865 5	103.627 5

表 5 是 CLPSO、PSO-cf、PSO- ω 和 AFPSO 四种算法求解无功优化问题得到的各控制变量最优值。从表 5 可以看出, 相比其它三种算法, AFPSO 算法优化后的有载变压器档位变化小, 有利于保养设备, 提高经济效益。

表 5 不同方法控制变量优化后的值

Tab.5 The values of control variables after optimization

控制变量	节点号	CLPSO	PSO- <i>cf</i>	PSO- ω	AFPSO
Q_3	3	0.12	0.12	0.05	0.086 261
Q_{10}	10	0.21	0.09	0.32	0.128 909
Q_{24}	24	0.08	0.06	0.04	0.054 739
T_1	6~9	0.975	1.1	0.975	1.000 1
T_2	6~10	1	0.95	1.1	1.016 0
T_3	4~12	0.925	0.95	0.95	0.953 0
T_4	28~27	0.925	0.95	0.95	0.932 8
V_1	1	1.071 7	1.1	1.1	1.065 5
V_2	2	1.061	1.093 6	1.1	1.094 8
V_5	5	1.073 2	1.074 9	1.078 4	1.072 9
V_8	8	1.075 1	1.076 5	1.076 2	1.067 5
V_{11}	11	1.1	1.1	1.061 3	1.087 1
V_{13}	13	1.1	1.1	1.1	1.1

图 1 为 CLPSO、PSO-*cf*、PSO- ω 、AFPSO 四种算法针对 IEEE 30 示例节点系统, 各运行 10 次后得到的无功优化最优网损收敛特征曲线。

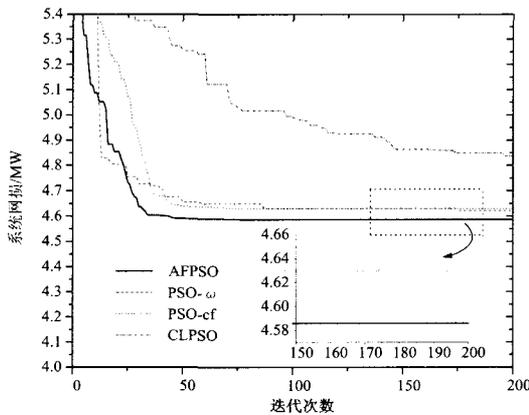


图 1 四种算法的收敛曲线图

Fig.1 Optimization procedure with four algorithms

从图1可以看出, AFPSO算法的优化曲线在25代以前下降速度很快, 显示了该算法寻优机制的有效性和优越性; 从图中可知, 在迭代50次左右时已经能够非常接近最优解, 所以本文提出的AFPSO算法的最大迭代次数设置在70次就已经足够, 而其它三种算法在迭代到200次还没达到最优解, 且从图中可知, AFPSO的计算精度要明显优于其它三种算法, 可见本文提出算法在算法收敛性和计算精度两方面都较其它三种算法更理想。

表 6 (标么值) 是 CLPSO、PSO-*cf*、PSO- ω 、AFPSO 分别取相同种群数、迭代次数, 独立运行 10 次时, 得到的无功优化问题最优解。

表 6 不同种群 CLPSO、PSO-*cf*、PSO- ω 、AFPSO 优化结果比较Tab.6 Comparison of optimal-results for CLPSO, PSO-*cf*,PSO- ω and AFPSO of different sizes

种群数	算法	最优网损	平均最优网损	优化时间 /s
25	CLPSO	0.046 393	0.047 995	81.751 6
	PSO- <i>cf</i>	0.046 050	0.046 436	75.787 5
	PSO- ω	0.046 138	0.046 768	70.882 6
	AFPSO	0.045 859	0.045 928	69.586 2
36	CLPSO	0.046 569	0.047 743	112.609 4
	PSO- <i>cf</i>	0.045 866	0.046 286	164.837 5
	PSO- ω	0.046 161	0.046 575	106.900 0
	AFPSO	0.045 858	0.045 912	103.627 5
49	CLPSO	0.046 584	0.047 224	186.990 6
	PSO- <i>cf</i>	0.045 871	0.046 205	211.300 0
	PSO- ω	0.046 140	0.046 397	143.396 9
	AFPSO	0.045 863	0.045 899	128.889 1

由表6可以看出, 随着种群数的增加, 四种算法得到的平均最优网损结果都越来越好, 符合一般算法规律。在三种相同的种群数情况下, 四种算法各自的最优网损结果相似, 说明四种算法都能有效地寻找无功优化问题中的最好值, 但AFPSO得到的最优网损和平均最优网损始终比其它三种算法得到地好, 且优化时间短, 改进算法稳定寻优能力确实比其它算法有了提升。当种群数从25提升到49时, AFPSO算法求得平均最优网损在4.589 9 MW与4.592 8 MW之间, 不同种群数求得平均最优网损相差小, 与其它三种算法相比AFPSO算法本身只需较少的种群数就可以得到质量较高的最优解, 也说明该算法具有良好的收敛稳定性。

4 结论

本文在 Matlab 环境下, 将 AFPSO 算法用于电力系统无功优化这个典型的非线性问题, 测试新算法在电力系统领域的性能。AFPSO 算法是在 PSO 算法的全局搜索与局部搜索平衡特性的基础上, 改进得到的一种具有较好的全局搜索能力和寻优速度的群体智能算法。结果表明, 相比于文中的其它三种算法, AFPSO 在算法计算精度、收敛稳定性、寻优时间等方面都具有普遍优势。因此, AFPSO 算法作为一种新的改进算法, 对求解电力系统具有高度复杂约束条件的组合优化问题将会有重要的启发意义。

参考文献

[1] 许文超, 郭伟. 电力系统无功优化的模型及算法综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(1): 100-104.
XU Wen-chao, GUO Wei. Summarize of Reactive Power Optimization Model and Algorithm in Electric Power System[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2003, 15(1): 100-104(in Chinese).

[2] Momoh J A, Adapa R, El-Hawary M E. A Review of Selected Optimal Power Flow Literature to 1993. I. Nonlinear and Quadratic Programming Approaches[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14 (1): 96-111.

[3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[A]. in: Proc. of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks[C]. 1995.1942-1948.

[4] 向铁元, 周青山, 李富鹏, 等. 小生境遗传算法在无功优化中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(17): 49-51.
XIANG Tie-yuan, ZHOU Qing-shan, LI Fu-peng, et al. Research on Niche Genetic Algorithm for Reactive Power Optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(17): 49-51.

[5] 刘方, 颜伟, David C Y, 等. 基于遗传算法和内点法的无功优化混合策略[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(15):67-72.
LIU Fang, YAN Wei, David C Y, et al. A Hybrid Strategy Based on GA and IPM for Optimal Reactive Power Flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(15):67-72(in Chinese).

[6] 袁晓辉, 王乘, 张勇传, 等. 粒子群优化算法在电力系统中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(19): 14-19.
YUAN Xiao-hui, WANG Cheng, ZHANG Yong-chuan, et al. A Survey on Application of Particle Swarm Optimization to Electric Power Systems[J]. Power System Technology, 2004, 28(19): 14-19(in Chinese).

[7] 赵波, 曹一家. 电力系统无功优化的多智能体粒子群优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 2-7.
ZHAO Bo, CAO Yi-jia. A Multi-agent Particle Swarm Optimization Algorithm for Power Optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 2-7(in Chinese).

[8] 张文, 刘玉田. 自适应粒子群优化算法及其在无功优化中的应用[J]. 电网技术, 2006, 30(8): 19-24.
ZHANG Wen, LIU Yu-tian. Adaptive Particle Swarm Optimization and Its Application in Reactive Power Optimization[J]. Power System Technology, 2006, 30(8): 19-24(in Chinese).

[9] Shi Y, Eberhart R C. Empirical Study of Particle Swarm Optimization[A]. in: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation[C]. 1999.1945-1950.

[10] 林川, 冯全源. 一种新的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(7):181-183.
LIN Chuan, FENG Quan-yuan. New Adaptive Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computer Engineering, 2008, 34(7):181-183(in Chinese).

[11] Wu Q H, Cao Y J, Wen J Y. Optimal Reactive Power Dispatch Using an Adaptive Genetic Algorithm[J]. Int J Electr Power & Energy Syst, 1998, 20(8):563-569.

[12] Liang J J, Qin A K, Ponnuthurai Nagaratnam Suganthan, et al. Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer for Global Optimization of Multimodal Functions[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 67-82.

[13] Eberhart R C, Shi Y. Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization[A]. in: Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation[C]. 2000.84-88.

收稿日期: 2008-08-05; 修回日期: 2009-01-12

作者简介:

刘述奎 (1984-), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统无功优化、进化算法等; E-mail: liushukui@163.com

陈维荣 (1965-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理、智能监测技术等;

李奇 (1984-), 男, 博士研究生, 研究方向为群体智能算法、电力系统稳定控制等。

许继顺利完成云广工程控制保护分系统现场调试

从世界上第一条±800 kV 直流输电工程—云广工程工地现场传来喜讯, 许继直流输电部圆满完成了工程现场调试中最为重要的分系统调试工作。

为了实现南方电网公司“6 月底极 2 低端阀组投入试运行”的总体目标, 直流输电部现场调试人员急业主之所急, 积极协调各方资源, 加班加点开展调试工作, 克服了时间紧、任务重、现场安装和调试并行、一次设备到货延迟等重重困难, 按时完成了分系统调试工作, 并顺利通过了业主组织的调试验收工作。据悉, 直流输电工程现场调试依次分为分系统调试、站系统试验和系统试验, 其中分系统调试是现场调试最为重要的一环, 本次分系统调试工作的按时完成, 为站系统试验和系统试验赢得了宝贵的时间, 为“6 月底极 2 低端阀组投入试运行”奠定了坚实的基础, 受到了业主的一致好评。