

电力系统无功优化多目标处理与算法改进

陈前宇, 陈维荣, 戴朝华

(西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 电力系统无功优化属于典型的多目标非线性复杂优化问题, 求解非常困难。近年来, 众多智能优化算法应用于该问题, 其中粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法最具代表性; 但PSO算法性能仍有待提高, 如可能陷入局部极值。提出一种多策略融合粒子群优化(Particle Swarm Optimization with Multi-Strategy Integration, MSI-PSO)算法, 对速度更新公式引入选择操作, 分阶段加速因子调整和惯性权重动态调整, 以平衡粒子局部搜索与全局探索能力; 同时, 随机选取部分性能差的粒子, 将其速度更新公式中的个体认知部分修改为社会认知部分, 以提高算法搜索精度和收敛速度。建立以系统网络损耗最小和系统电压稳定裕度最大为目标的无功优化仿真模型, 分别考虑加权法、隶属度函数法和Pareto法实施多目标处理。针对IEEE30节点测试系统进行仿真实验, 结果表明, 和其他几种改进PSO算法以及基于pareto最优解集PSO算法进行对比, 所提MSI-PSO算法具有更好的性能, 能够有效求解电力系统多目标无功优化问题。

关键词: 多目标无功优化; 电压稳定; 有功损耗; 人工智能; 多策略融合粒子群优化算法

Multi-objective reactive power optimization and improvement of particle swarm algorithm

CHEN Qian-yu, CHEN Wei-rong, DAI Chao-hua

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Reactive power optimization is a typical multi-target nonlinear optimization problem, which is complex and difficult to solve. In recent years, many intelligent optimization algorithms are applied to solve the problem. The particle swarm optimization (PSO) algorithm is one of the most typical reactive power optimization intelligent optimization algorithms, while it still needs to be improved because it is easy to fall into local minima. This paper proposes an algorithm of particle swarm optimization with multi-strategy integration (MSI-PSO). Selection operation, phased adjustment of acceleration factor and the dynamic adjustment of inertia weight are introduced to the speed updating formula to balance the local and global search ability of particles. Some particles with poor performance are selected randomly to amend the individual cognitive part in the speed updating formula as social cognition to improve the accuracy and convergence speed of the particle search. Reactive power optimization simulation model is established with a target of minimum loss of the active network and maximum system voltage stability margin. The weighted method, membership function method and Pareto method are used to deal with the multi-objective problem. Simulation on the IEEE30 bus testing system is conducted. The results show that compared with several other improved PSO algorithms and the PSO algorithm based on Pareto optimal solution set, the proposed MSI-PSO algorithm has better performance and can effectively solve the multi-objective reactive power optimization.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51307144).

Key words: multi-objective reactive power optimization; voltage stability; active network loss; artificial intelligence; particle swarm optimization with multi-strategy integration algorithm.

中图分类号: TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)05-0129-07

0 引言

无功优化是保证电力系统安全经济运行和提高电压质量的重要措施之一, 属于典型的混合变量、

多目标复杂优化问题。传统的线性规划法、非线性规划法、内点法、牛顿法等算法在求解该问题时, 对其离散变量、多目标属性等处理存在一定的局限性。近年来, 遗传算法、蚁群算法、免疫算法, 粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)算法等智能优化算法在无功优化中得到了广泛运用^[1-8]。其

基金项目: 国家自然科学基金(51307144)

中, PSO 算法由于具有简单易行、收敛速度快、优化效率高、鲁棒性好等特点, 在处理非线性问题中取得了很好的效果, 但其不足在于参数不易确定, 且易于陷入局部极值。针对 PSO 算法存在的不足, 提出一种改进的 PSO 算法—多策略融合粒子群优化 (Particle Swarm Optimization with Multi-Strategy Integration, MSI-PSO) 算法, 并将其用于电力系统多目标无功优化, 分别用加权法和模糊隶属度函数法将多目标无功优化问题转为单目标问题, 并和其他几种改进 PSO 算法及基于 pareto 前沿解的 PSO 算法做比较, 验证了本文所提算法的有效性, 能很好地求解电力系统多目标无功优化问题。

1 电力系统多目标无功优化数学模型

在电网有功潮流已知的前提下, 无功优化的数学模型是在满足系统和发电机运行约束条件下, 建立以系统网络损耗 P_{loss} 最小和静态电压稳定裕度 V_{stab} 最大等的多目标函数。 V_{stab} 可以采用常规收敛潮流雅可比矩阵的最小奇异值 δ_{min} 来衡量^[9], 为简化计算, 将最大化问题转化为最小化问题, 从而得到多目标无功优化的目标函数为

$$\begin{cases} F_1 = \min \sum_{k \in N_1} P_{\text{kloss}} = \sum_{k \in N_1} g_k (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \\ F_2 = \min(1/\delta_{\text{min}}) \end{cases} \quad (1)$$

在多目标无功优化模型中, 由于子目标函数之间量纲不同, 不能直接进行加权。为使不同子目标函数具有可比性, 首先需要对目标函数进行归一化处理。

$$\begin{aligned} F'_1 &= F_1 / F_0 \\ F'_2 &= F_2 / (1/\delta_0) \end{aligned}$$

其中: F_0 为系统初始有功网损; δ_0 为系统初始雅可比矩阵最小奇异值。约束条件为

$$\begin{cases} 0 = P_{Gi} - P_{Di} - V_i \sum_{j=1} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \\ 0 = Q_{Gi} - Q_{Di} + Q_{Ci} - V_i \sum_{j=1} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \\ V_{Gi, \min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi, \max}, i \in N_G \\ T_{k, \min} \leq T_k \leq T_{k, \max}, k \in N_T \\ Q_{Ci, \min} \leq Q_{Ci} \leq Q_{Ci, \max}, i \in N_C \\ Q_{Gi, \min} \leq Q_{Gi} \leq Q_{Gi, \max}, i \in N_G \\ V_{i, \min} \leq V_i \leq V_{i, \max}, i \in N_B \end{cases} \quad (2)$$

式中: N_1 表示系统参与损耗计算支路的条数; g_k 为

节点 i, j 之间支路电导; V_i, V_j 分别为节点 i, j 的电压模值; θ_{ij} 表示 i, j 节点电压相角差; $P_{Gi}, Q_{Gi}, P_{Di}, Q_{Di}$ 分别表示节点 i 对应发电机发出的有功功率、无功功率、节点 i 的负荷有功功率和无功功率; Q_{Ci} 为无功补偿功率; G_{ij}, B_{ij} 表示节点导纳矩阵的实部和虚部; V_{Gi} 表示发电机的端电压, T_k 表示可调变压器变比, Q_{Ci} 为电容器/电抗器无功补偿量; N_G, N_T, N_C 分别表示系统发电机节点数、有载变压器数和无功补偿数; Q_{Gi} 表示发电机发出的无功功率, V_i 表示第 i 个 PQ 节点的电压模值; N_B 表示负荷节点数。

由于发电机端电压、变压器变比和各节点补偿电容器容量是控制变量, 因此其约束可以由算法搜索空间限定而自身得到满足。PQ 节点电压与无功发电功率是状态变量, 写成罚函数的形式为

$$\begin{cases} f_1 = F'_1 + \sum_{i \in N_{PQ}} \lambda_{Vi} (V_i - V_{i, \text{lim}})^2 + \sum_{l \in (N_G + N_C)} \lambda_{Gl} (Q_{Gl} - Q_{Gl, \text{lim}})^2 \\ f_2 = F'_2 + \sum_{i \in N_{PQ}} \lambda_{Vi} (V_i - V_{i, \text{lim}})^2 + \sum_{l \in (N_G + N_C)} \lambda_{Gl} (Q_{Gl} - Q_{Gl, \text{lim}})^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: λ_{Vi} 和 λ_{Gl} 为罚因子; $V_{i, \text{lim}}$ 和 $Q_{Gl, \text{lim}}$ 如式 (4)、式 (5) 所示。

$$\begin{cases} V_{i, \text{lim}} = V_{i, \max}; V_i > V_{i, \max} \\ V_{i, \text{lim}} = V_{i, \min}; V_i < V_{i, \min} \\ V_{i, \text{lim}} = V_i; \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} Q_{Gl, \text{lim}} = Q_{Gl, \max}; Q_{Gl} > Q_{Gl, \max} \\ Q_{Gl, \text{lim}} = Q_{Gl, \min}; Q_{Gl} < Q_{Gl, \min} \\ Q_{Gl, \text{lim}} = Q_{Gl}; \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $V_{i, \max}, V_{i, \min}$ 分别为节点电压的上下限值; $Q_{Gl, \max}, Q_{Gl, \min}$ 分别为各发电机发出无功功率的上下限值。

罚函数处理约束条件时, 罚因子的选取是一个复杂的过程: 罚因子过小, 可能过分搜索不可行域, 导致得到可行解的收敛时间过长, 甚至得不到可行解; 罚因子过大, 可能没有充分搜索不可行域, 容易陷入局部极值。因此, 本文采用随迭代次数线性递增罚因子的方法来处理状态变量越界的问题。

2 多目标问题求解方法

2.1 单目标法

通常将多目标问题转为单目标问题方式, 如加权方法、模糊隶属度函数法等。

2.1.1 加权法

将多目标转为如下单目标优化模型:

$$\min f = \sum_{i=1}^m w_i f_i \quad (6)$$

其中: w_i 为多目标权重值, 反映经济性和电压稳定性的权衡关系, 称为偏好因子; m 为目标函数个数, 通常 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 。对于本文, $m=2$ 。

2.1.2 模糊隶属度函数法

将各目标值转化为模糊隶属度函数:

$$\min F = \sum_{i=1}^m u(F_i) \quad (7)$$

其中: $u(\cdot)$ 为隶属函数; m 为目标函数个数。隶属函数有线性、凸指数、凹指数、双曲线^[6]等函数, 本文采用线性函数。

对于系统网损, 隶属度函数 $u(F_1)$ 采用随网损递增的函数, 即

$$u(F_1) = \begin{cases} 0 & F_1 < F_{1\min} \\ (F_1 - F_{1\min}) / (F_{1\max} - F_{1\min}) & F_{1\min} \leq F_1 < F_{1\max} \\ 1 & F_{1\max} \leq F_1 \end{cases} \quad (8)$$

其中: $F_{1\min}$ 为以网损最小为单目标时计算得到的系统最小网损; $F_{1\max}$ 为初始条件下系统最大网损值。

对于系统电压稳定裕度, 隶属度函数 $u(F_2)$ 采用随 F_2 递增的函数, 即

$$u(F_2) = \begin{cases} 0 & F_2 < F_{2\min} \\ (F_2 - F_{2\min}) / (F_{2\max} - F_{2\min}) & F_{2\min} \leq F_2 < F_{2\max} \\ 1 & F_{2\max} \leq F_2 \end{cases} \quad (9)$$

其中: $F_{2\min}$ 为以系统稳定裕度最大为单目标时计算得到的 δ_{\min} 最大时的倒数; $F_{2\max}$ 为初始条件下 δ_{\min} 的倒数, 于是加入罚函数后的目标函数修改为

$$\min f = \sum_{i=1}^m u(F_i) + \sum_{i \in N_{VQ}} \lambda_{Vi} (V_i - V_{i,\lim})^2 + \sum_{l \in (N_g + N_c)} \lambda_{Gl} (Q_{Gl} - Q_{Gl,\lim})^2 \quad (10)$$

3 PSO 算法

3.1 单目标 PSO 算法

3.1.1 标准 PSO 算法

假设 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD}]$ 为第 i 个粒子的位置, 速度记为 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}, \dots, v_{iD}]$, f_{xi} 为该粒子的适应值。同时, 每个粒子拥有一个历史最好位置 $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD}]$ 。同时, 种群中目前最佳位置记为 $p_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]$ 。

粒子的第 $t+1$ 次迭代中, 每个粒子的每一维速度和位置更新公式见式(11)、式(12)。

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1 r_1(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_2(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (11)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (12)$$

式中: w 为惯性权重; c_1, c_2 为加速因子; r_1, r_2 为(0,1)之间的随机数。

3.1.2 MSI-PSO 算法

加速因子 c_1 和 c_2 用于调整粒子“自身经验”与“群体经验”以对其速度更新。标准版 PSO 算法通常取 $c_1=c_2$, 粒子朝向两个“最佳位置”运动时的权重相同, 没有考虑粒子各个搜索阶段搜索的重点。本文的 MSI-PSO 算法采用分阶段调整加速因子, 粒子在搜索前期主要跟随个体历史最佳位置 p_i , 粒子的个体导向因素占据主要作用, 在这一阶段粒子充分探索自己周围的区域, 在保持个体自身快速开发能力的同时, 保持群体多样性和较好的全局探索能力; 在搜索的后期, 粒子主要跟踪种群历史最佳位置, 进行集中搜索, 加快收敛速度能力的同时, 保持全局的搜索精度, 这一阶段粒子的全局导向起主要作用^[10]。采用的更新策略为: 当 $t < \text{Genmax}/2$, $c_1=2$, $c_2=1$; $t \geq \text{Genmax}/2$, $c_1=1$, $c_2=2$ 。其中, t 为当前迭代次数, Genmax 为最大迭代次数。

惯性权重 w 保持粒子运动惯性, 使其具有扩展探索空间的趋势。较大的惯性权重将使粒子具有较大的速度, 从而有较强的探索能力; 较小的惯性权重将使粒子具有较强的开发能力, 动态调节惯性权重有利于平衡粒子的全局搜索和局部开发的关系, 本文的 MSI-PSO 算法根据粒子各自的个体历史最佳位置与种群历史最佳位置的关系自适应调节惯性权重, 即

$$w(i) = \frac{r \times (f_{pi}(t) - f_{\text{best}}(t))}{\frac{1}{N} \sum_i f_{pi}(t) - f_{\text{best}}(t)} \quad (13)$$

其中: $f_{pi}(t)$ 为第 i 个粒子个体历史最佳位置的适应值; $f_{\text{best}}(t)$ 为种群历史最佳位置的适应值; N 为种群中粒子个数; r 为(0, 1)之间的常数。该方法区分文献[11]的动态调节惯性权重的策略是将粒子的个体历史最佳位置适应值与种群历史最佳位置适应值的“距离”作为惯性权重调节依据, 该“距离”表征粒子的个性与共性的接近程度, “距离”越小, 惯性权重减小, 粒子进行集中搜索, 增大其局部开发能力; “距离”越大, 惯性权重增大, 扩大其全局开发能力。

改善部分性能差的粒子, 使部分个体历史最佳位置适应值较大的粒子朝向该次迭代中性能最好(种群历史最佳位置)的粒子运动, 这有利于算法

快速收敛。即：设 $[F_{p_1}, F_{p_2}, F_{p_3}, \dots, \leq F_{p_i}, \dots, F_{p_N}]$ 为个体历史最佳位置适应值按从小到大的排序，其对应个体历史最佳位置为 $[p_1, p_2, p_3, \dots, p_i, \dots, p_N]$ ， $\forall i \in [N-m+1, N]$

$$v_{ij}(t+1) = w(i)v_{ij}(t) + c_1r_1(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) + c_2r_2(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) \quad (14)$$

其中， m 为待改善粒子的个数。

对于每个粒子而言，迭代后，若粒子的适应值比该粒子的个体历史最佳位置适应值更小，说明粒子以该速度搜索更有利于找到全局最优值，于是可以保持这个速度继续搜索下去。即

$$v_i(t) = \begin{cases} w(i)v_{ij}(t) + c_1r_1(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) + c_2r_2(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)) & f_i(t-1) \geq f_{p_i}(t-2) \\ v_i(t-1) & f_i(t-1) < f_{p_i}(t-2) \end{cases} \quad (15)$$

该方法区分文献[12]所提速度位置更新方式在于判断粒子第 $t-1$ 次位置更新后搜索效果与 $t-2$ 次的个体历史最佳位置适应值比较，若比较后前者效果较好，则下次可沿此速度搜索下去。

若每次迭代后粒子的位置超出了规定的搜索范围，则将粒子的该维位置返回到上次迭代处，这样避免了粒子总在边界上搜索，造成粒子难以跳出边界值的后果。即

$$x_{ij}(t) = \begin{cases} v_{ij}(t) + x_{ij}(t-1) & x_{\min} \leq x_{ij}(t) \leq x_{\max} \\ x_{ij}(t-1) & x_{ij}(t) < x_{\min} \text{ 或 } x_{ij}(t) > x_{\max} \end{cases} \quad (16)$$

3.2 基于pareto最优解集的PSO算法

借鉴文献[13]描述的多目标粒子群优化算法，将pareto最优解概念运用到多目标粒子群优化算法中，具体实现过程如下：

- (1) 初始化粒子群。
- (2) 从种群历史最佳位置中利用非支配排序法求解非支配解，构成外部档案。
- (3) 运用式(11)、式(12)对粒子速度和位置更新。
- (4) 计算每个粒子的适应度值。
- (5) 更新个体历史最佳位置。
- (6) 更新外部档案。
- (7) 采用拥挤度算子维持外部档案容量。
- (8) 更新粒子的种群历史最佳位置。
- (9) 迭代计算

重复第(3)~(8)步，判断结果是否达到最大迭代次数，若是，则输出结果；否则，继续循环计算。

4 多目标无功优化求解

4.1 控制变量的选取

粒子的位置对应于发电机端电压、可调变压器变比、并联电容器无功补偿量。

$$x_i = [V_{g1}, \dots, V_{gN}, T_{k1}, \dots, T_{kn}, Q_{C1}, \dots, Q_{CN}]$$

式中： V_{gi} 为每台发电机端电压（连续量）； T_{ki} 为可调变压器变比（离散量）； Q_{Ci} 表示各节点无功补偿量（离散量）。

4.2 离散变量的处理

由于可调变压器变比、各节点无功补偿量是离散变量，而粒子群优化算法是在连续空间的搜索，因此，求解适应度值之前，先需要对控制变量中离散变量进行如下离散化。

$$T_{ki} = \text{round}\left(\frac{k - k_{\min}}{l_k}\right) \times l_k + k_{\min} \quad (17)$$

$$Q_{Ci} = \text{round}\left(\frac{Q - Q_{\min}}{l_Q}\right) \times l_Q + Q_{\min} \quad (18)$$

式中： k 表示在PSO算法中没被离散化前的变压器变比； k_{\min} 表示变压器变比的下限值； l_k 为变压器分接头调节步长； T_{ki} 表示离散后的变压器变比； $\text{round}(\cdot)$ 函数表示对数据的四舍五入取整； Q 表示在PSO算法中没有被离散化前的无功补偿量； Q_{\min} 表示无功补偿量的下限值； l_Q 为无功补偿的调节步长； Q_{Ci} 表示离散后的无功补偿量。

4.3 算例分析

4.3.1 仿真环境及算法参数设置

仿真平台：2.1 GHz, 2GBRAM的intel(R) Core(TM)2 PC机上进行仿真测试，仿真软件采用Matlab7.8.0。采用IEEE30节点系统进行测试，参数详见文献[14-15]。取各并联电容器无功补偿容量上限为50 Mvar，下限为0 Mvar，调节步长为1 Mvar；变压器变比上限为1.1，下限为0.9，调节步长为0.0125。

初始条件下，各节点无功功率补偿容量设置为0，各发电机端电压为1.0 p.u.，变压器变比为1.0。系统总的负荷量为 $P_{\text{load}}=284.3$ MW， $Q_{\text{load}}=126.2$ Mvar，系统总损耗 $P_{\text{loss}}=20.88$ MW， $Q_{\text{loss}}=81.02$ Mvar。

将MSI-PSO算法与几种改进的PSO算法—PSO-w、PSO-cf和CLPSO算法^[16]进行比较。PSO-w算法参数设置： $c_1=c_2=2$ ，惯性权重 w 随迭代次数由0.9线性递减至0.4；PSO-cf算法参数设置： $c_1=c_2=2.05$ ，压缩

因子 $K=0.7283$ 。PSO-*cf*、PSO-*w*、CLPSO算法位置越界时取靠近边界的1/4搜索空间内取随机量, 计算公式见式(19)、式(20), 每维最大速度大小为搜索空间的30%。

当粒子位置越下界时, 粒子位置为

$$x_{id} = x_{id}^{\min} + \frac{1}{4} \times rand \times (x_{id}^{\max} - x_{id}^{\min}) \quad (19)$$

当粒子位置越上界时, 粒子位置为

$$x_{id} = x_{id}^{\max} - \frac{1}{4} \times rand \times (x_{id}^{\max} - x_{id}^{\min}) \quad (20)$$

各种改进 PSO 算法种群数取为 30, 最大迭代次数为 200, 潮流计算用牛顿拉夫逊法, 重复运算 20 次, 然后统计比较实验结果。Pareto-PSO 算法参数设置同 PSO-*w* 算法。

4.3.2 仿真分析

图 1 为各种算法所得解在目标空间中的分布情况, 其中包括加权法和隶属度函数法处理多目标问题的 4 种 PSO 算法以及基于 Pareto 最优解集的 PSO (Pareto-PSO) 算法。对于加权法, w_1 值越大, 优化方案侧重于经济性; w_2 值越大, 则更侧重于系统电压稳定裕度。为了反映优化方案对经济性和电压稳定性的不同要求, 选取 9 组偏好因子组合进行测试: 第 1 组: $w_1=0.9, w_2=0.1$; 第 2 组: $w_1=0.8, w_2=0.2$; ...; 第 9 组: $w_1=0.1, w_2=0.9$ (对应图 1 中的 1-9 编号)。

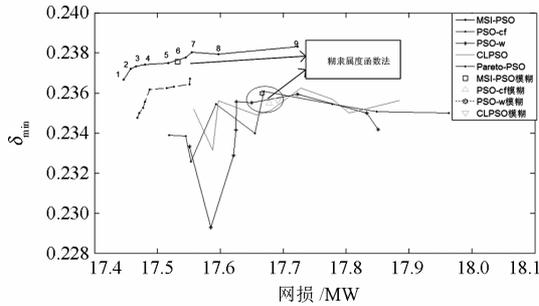


图 1 各种算法优化结果

Fig. 1 Results of various optimization algorithms

由图 1 可知, MSI-PSO 算法得到的解与其他几种优化算法并无交叉, 在它们的左上方, 且在图 1 中取网损相同值, MSI-PSO 算法得到的电压稳定裕度更大; 当取相同电压稳定裕度时, 其网损更小, 其优化后系统 P_{loss} 更小和 δ_{min} 更大。当倾向于经济性时, 应该选择有功网损较小的优化方案; 当倾向于安全性时, 可以选择静态电压稳定裕度较大的方案。从图中可知, 隶属度函数法基本上位于加权法的连线上, 可认为其仅为加权法的一种特例。对于 MSI-PSO 算法而言, 图 1 中各解值的电压稳定裕度

值相差不大, 并都满足系统电压稳定裕度要求, 而且第 1 组 $\delta_{min}-P_{loss}$ 的“斜率”最大, 系统网损值最小, 该组取值可以较好地反映经济性和电压稳定裕度的权衡关系, 故可取该点作为反应两者关系的折衷解。基于此偏好因子组合, 图 2~图 4 为各种改进 PSO 算法目标值 f 、网损 P_{loss} 、 δ_{min} 收敛曲线图, 表 1 为相应的统计结果。

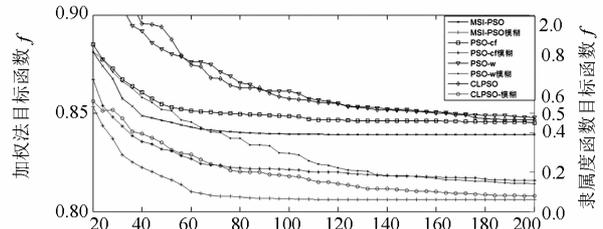


图 2 不同改进 PSO 算法目标值收敛曲线

Fig. 2 Convergence curve of target value based on different improved PSO algorithms

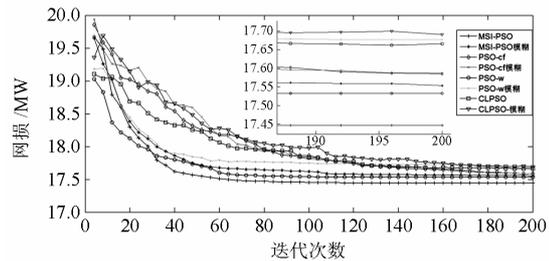


图 3 不同改进 PSO 算法网损值收敛曲线

Fig. 3 Convergence curve of network loss value based on different improved PSO algorithms

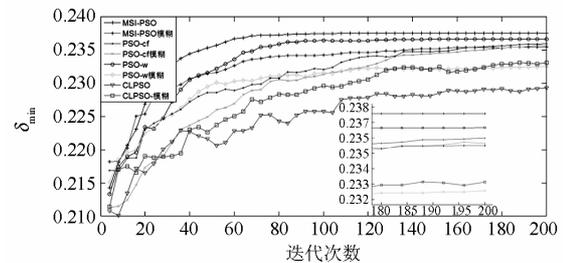


图 4 不同改进 PSO 算法 δ_{min} 收敛曲线

Fig. 4 Convergence curve of δ_{min} value based on different improved PSO algorithms

由图 2~图 4 可知, MSI-PSO 算法收敛速度、精度均较其他几种 PSO 算法好, 体现了 MSI-PSO 算法具有较好的全局寻优能力。同时, 从收敛曲线看, 网损值和电压稳定裕度收敛曲线并不是严格的随迭代次数递增而递减或递增, 而是出现上下波动的现象, 这与电力系统结构和算法中处理状态变量越界加罚函数有关, 也体现了这两目标之间的非支配关

系。经过若干次迭代之后，在不同算法下，系统网损和电压稳定裕度收敛到一个稳定值。另外，从表 1 可知，本文提出的算法稳定性也更好，但计算时间稍长，不过也在同一个数量级。

表 1 各种改进 PSO 算法优化结果比较

Table 1 Comparison of the results of various improved PSO algorithms

算法	MSI-PSO	PSO- <i>cf</i>	PSO- <i>w</i>	CLPSO
平均值	$f/p.u.$ (0.83907)	0.059952 (0.84522)	0.1585 (0.84788)	0.14171 (0.84651)
	P_{loss}/MW (17.446)	17.532 (17.553)	17.678 (17.585)	17.666 (17.588)
	δ_{min} (0.23666)	0.23757 (0.23258)	0.23549 (0.22928)	0.23598 (0.23313)
最好值	$f/p.u.$ (0.839)	0.046202 (0.84295)	0.1004 (0.84474)	0.090268 (0.84295)
	P_{loss}/MW (17.444)	17.475 (17.497)	17.581 (17.511)	17.5 (17.526)
	δ_{min} (0.23694)	0.23834 (0.23476)	0.23682 (0.2326)	0.23652 (0.2355)
最差值	$f/p.u.$ (0.83913)	0.094538 (0.84776)	0.21598 (0.85174)	0.22269 (0.84949)
	P_{loss}/MW (17.448)	17.622 (17.61)	17.767 (17.66)	17.915 (17.647)
	δ_{min} (0.23638)	0.23725 (0.22961)	0.23368 (0.22537)	0.23457 (0.23017)
方差	f (2.14e-009)	0.00032327 (4.395e-006)	0.0019497 (9.703e-006)	0.0021264 (5.508e-006)
	P_{loss} (2.91e-006)	0.0045129 (0.0016456)	0.005288 (0.0032858)	0.024665 (0.0023776)
	δ_{min} (3.642e-008)	1.635e-007 (3.647e-006)	1.4068e-006 (5.929e-006)	5.8677e-007 (4.784e-006)
时间/s	219.6 (215.88)	215.02 (212.29)	214.48 (214.12)	208.35 (216.44)

注：括号内为加权法的结果

5 结论

本文针对 PSO 算法的不足，提出改进的 PSO 算法——MSI-PSO 算法，并应用于求解电力系统多目标无功优化问题。测试结果和其他三种改进 PSO 算法以及与基于 pareto 最优解集的 PSO 算法作比较，MSI-PSO 算法的收敛精度更高、收敛速度更快、收敛稳定性更好，对求解电力系统优化问题具有很好的参考意义。

参考文献

- [1] YOSHIDA H, KAWATA K, FUKUYAMA Y. A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(4): 1232-1239.
- [2] LOU S H, WU Y W, XIONG X Y, et al. A parallel PSO approach to multi-objective reactive power consideration[C] // Transmission and Distribution Conference and Exhibition, 2005/2006 IEEE PES, Dallas, TX, 2006: 172-176.
- [3] 陈昌松, 段善旭, 蔡涛, 等. 基于改进遗传算法的微网能量管理模型[J]. 电工技术学报, 2013, 28(4): 196-201. CHEN Chang-song, DUAN Shan-xu, CAI Tao, et al. Microgrid energy management model based on improved genetic arithmetic[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(4): 196-201.
- [4] 代睿, 曹龙汉, 何俊强, 等. 基于微粒群算法的无刷直流电机单神经元自适应控制[J]. 电工技术学报, 2011, 26(4): 57-63. DAI Rui, CAO Long-han, HE Jun-qiang, et al. Particle swarm optimization based single neuron adaptive control for brushless DC motor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(4): 57-63.
- [5] 孙凤艳, 王友仁, 林华, 等. 基于频域建模与遗传算法的电力电子电路参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2011, 26(11): 99-104. SUN Feng-yan, WANG You-ren, LIN Hua, et al. Parameter identification of power electronic circuit based on transfer function model and genetic algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(11): 99-104.
- [6] 李闯, 陈民铀, 付昂, 等. 含风电场的配电网无功优化策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(9): 100-105. LI Chuang, CHEN Min-you, FU Ang, et al. Reactive power optimization strategy in distribution network with wind farm[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(9): 100-105.
- [7] 周淦, 郑柏林, 廖瑞金, 等. 基于粒子群和差分进化算法的含分布式电源配电网故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(4): 33-37. ZHOU Quan, ZHENG Bo-lin, LIAO Rui-jin, et al. Fault-section location for distribution networks with DG

- based on a hybrid algorithm of particle swarm optimization and differential evolution[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(4): 33-37.
- [8] 周德建, 杨莉, 郭义明, 等. 基于免疫算法的水火电联合调度研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 40(22): 32-37.
ZHOU De-jian, YANG Li, GUO Yi-ming, et al. Research on hydrothermal coordination scheduling based on immune algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2013, 40(22): 32-37.
- [9] 冯治鸿, 刘取, 倪以信, 等. 多级电力系统电压稳定性分析—奇异值分解法[J]. 中国电机工程学报, 1992, 12(3): 10-18.
FENG Zhi-hong, LIU Qu, NI Yi-xin, et al. Analysis of steady-state voltage stability in multimachine power systems by singular value decomposition method[J]. Proceedings of the CSEE, 1992, 12(3): 10-18.
- [10] 曾传华, 申元霞. 新型分阶段粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(24): 81-84.
ZENG Chuan-hua, SHEN Yuan-xia. Novel multistage particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(24): 81-84.
- [11] 韩富春, 刘利红, 岳永新. 基于改进粒子群算法的电力系统无功优化研究[J]. 电气技术, 2011, 12(7): 6-13.
HAN Fu-chun, LIU Li-hong, YUE Yong-xin. Research of particle improved swarm algorithm in power system reactive power optimization[J]. Electrical Engineering, 2011, 12(7): 6-13.
- [12] 刘述奎, 陈维荣, 李奇, 等. 基于随机聚焦粒子群算法的电力系统无功优化[J]. 电网技术, 2008, 32(2): 8-11.
LIU Shu-kui, CHEN Wei-rong, LI Qi, et al. Reactive power optimization in power system based on stochastic focusing particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2008, 32(2): 8-11.
- [13] 王云, 张伏生, 陈建斌, 等. 电力系统多目标无功优化研究[J]. 西安交通大学学报, 2008, 42(2): 213-217.
WANG Yun, ZHANG Fu-sheng, CHEN Jian-bin, et al. Multiobjective reactive power optimization in power system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2008, 42(2): 213-217.
- [14] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C E, GAN De-qiang. A MATLAB power system simulation package[EB/OL].
<http://www.pserc.cornell.edu/matpower/>.
- [15] 陈功贵, 李智欢, 孙永发, 等. 电力系统无功优化的LRS-PSO算法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(4): 92-97.
CHEN Gong-gui, LI Zhi-huan, SUN Yong-fa, et al. LRS-PSO algorithm for optimal reactive power flow[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2008, 20(4): 92-97.
- [16] LIANG J J, QIN A K, SUGANTHAN P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 67-82.

收稿日期: 2013-06-03; 修回日期: 2013-06-25

作者简介:

陈前宇(1989-), 男, 硕士研究生. 研究方向为基于智能算法的电力系统无功优化; E-mail: chen80868086@126.com

陈维荣(1965-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为新能源技术、电力系统自动化等;

戴朝华(1973-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统运行优化、新能源技术等。