

基于MSI-APSO算法的多目标无功优化

采用多策略融合自适应粒子群优化(MSI-APSO)算法求解电力系统多目标无功优化。该算法采用分阶段调整加速因子,根据适应值自适应调整惯性权重,以平衡算法局部搜索和全局搜索的能力;同时,基于群体信息改善部分性能差的粒子,迭代性能改善后的粒子,并采取速度保持策略,以提高算法的搜索准确度与收敛速度。建立了以有功网损最小、电压偏差最小及电压稳定裕度最大为目标的无功优化数学模型,并采用MSI-APSO算法求解该模型。最后对IEEE 14和IEEE 30节点系统进行算例仿真,仿真结果证明了该算法在收敛速度和优化效果上具有比其他几种改进PSO算法更佳的性能,能有效求解电力系统多目标无功优化问题。

邓明丽 张 晶/国网四川省电力公司技能培训中心



邓明丽/讲师

关键词/Keywords

自适应粒子群优化算法·
多目标无功优化·
有功网损·
电压稳定·

电力系统无功优化是电力系统经济优化运行的一个重要方面,它能减少系统的有功损耗,同时能够提高系统的电压质量及其稳定性。

近几年,国内外学者对电力系统无功优化问题进行了不断研究,同时取得了一定的成就。目前常用的解决电力系统无功优化问题的方法包括线性规划与非线性规划法、内点法^[1]、蚁群算法^[2]、遗传算法^[3]、粒子群算法^[4-5]、搜索禁忌算法^[6]和模拟退火算法^[7]等人工智能算法。但这些算法在实际的应用中存在部分局限性,不能得到比较优的结果。因此针对基本PSO算法存在的缺陷,本文提出了一些改进策略。该算法在基本PSO算法中采用动态改变惯性权重与保留粒子优良信息的策略,提高了算法的寻优速度和较快得到全局最优解的能力。

本文提出了多策略融合自适应粒子群优化算法,以求解电力系统多目标无功优化。该算法通过平衡粒子的局部

搜索和全局搜索、动态改变惯性权重、提高粒子的收敛速度以及保留粒子优良信息几方面,对基本PSO算法进行了改进,使其在收敛速度和收敛稳定性等方面都具有更好的优势,对解决电力系统多目标无功优化等条件限制问题具有重大意义。

多目标无功优化模型

1. 目标函数

本文从实际电力系统最关心的优质、安全和经济运行角度出发,在系统有功潮流给定的情况下,构建了以系统有功网损最小、电压偏移量最小和静态电压稳定裕度最大为目标的多目标函数,具体如下

$$F = \begin{cases} \min f_1 = \min(P_{\text{loss}}) \\ \min f_2 = \min(dV) \\ \max f_3 = \max(V_{\text{SM}}) \end{cases} \quad (1)$$

(1) 有功网损最小

$$\begin{aligned} \min f_1 &= \min(P_{\text{loss}}) \\ &= \sum_{i,j \in N_k} G_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, G_{ij} 与 θ_{ij} 分别为节点 i 、 j 之间的电导与电压相角差; V_i 、 V_j 分别为节点 i 、 j 的电压幅值; N_k 为支路数。

(2) 电压偏移量最小

$$\min f_2 = \min(dV) = \sum_{l=1}^{N_L} \left(\frac{V_l - V_l^{\text{spec}}}{\Delta V_L^{\text{max}}} \right)^2 \quad (3)$$

式中, V_l 为节点 l 的实际电压; V_l^{spec} 为期望电压值; ΔV_L^{max} 为最大允许电压偏差,

$\Delta V_L^{\max} = V_L^{\max} - V_L^{\min}$; N_L 为系统节点总数。

(3) 静态电压稳定裕度最大

本文采用常规收敛潮流雅可比矩阵的最小奇异值 $\delta_{\min}$ 来度量静态电压稳定性指标,即

$$\max f_3 = \max(V_{SM}) = \delta_{\min} \quad (4)$$

2. 多目标函数的处理

在多目标无功优化模型中,由于各目标函数之间的矛盾性和不可公度性的特点,本文运用归一化与加权方式对其进行处理。通过归一化处理各目标函数使其具有可比性,表达式为

$$\begin{cases} P'_{\text{loss}} = \frac{P_{\text{loss}} - P_{\text{lossmin}}}{P_{\text{loss0}} - P_{\text{lossmin}}} \\ dV' = \frac{dV - dV_{\min}}{dV_0 - dV_{\min}} \\ V'_{SM} = \frac{V_{SM\max} - V_{SM}}{V_{SM\max} - V_{SM0}} \end{cases} \quad (5)$$

式中, P_{loss0} 、 dV_0 和 V_{SM0} 分别为在初始状态下通过潮流计算而得到的有功网损、节点电压偏移量和静态电压稳定裕度; P_{lossmin} 、 $dV_{\min}$ 和 $V_{SM\max}$ 分别为对其进行单目标优化之后所得到的最优值; P'_{loss} 、 dV' 和 V'_{SM} 均在 $[0,1]$ 之间取值。

采用加权方式得到总目标函数为

$$\min F = \lambda_1 P'_{\text{loss}} + \lambda_2 dV' + \lambda_3 V'_{SM} \quad (6)$$

式中, λ_1 、 λ_2 和 λ_3 为偏好系数,反映了对系统优化运行经济性与电压稳定性的偏好,也就是各个目标的权重系数,其值都为非负数,且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$,本文根据数学上的排序法^[8]来设定各个权重系数的取值。

3. 约束条件

(1) 功率方程约束

$$P_{Gi} - P_{Di} = V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (7)$$

$$Q_{Gi} - Q_{Di} + Q_{Ci} = V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (8)$$

式中, P_{Gi} 、 Q_{Gi} 分别为发电机节点的有功功率与无功功率; P_{Di} 、 Q_{Di} 和 Q_{Ci} 分别为负荷节点 i 的有功功率、无功功率以及无功补偿容量; B_{ij} 、 G_{ij} 和 θ_{ij} 分别为节点 i 与节点 j 之间的电纳、电导及其电位差; N

为系统的总节点数。

(2) 不等式约束

$$\begin{cases} V_{Gi\min} \leq V_{Gi} \leq V_{Gi\max} & i = 1, 2, \dots, n_g \\ Q_{Cj\min} \leq Q_{Cj} \leq Q_{Cj\max} & j = 1, 2, \dots, n_c \\ T_{k\min} \leq T_k \leq T_{k\max} & k = 1, 2, \dots, n_t \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max} & i = 1, 2, \dots, n_d \\ Q_{Gj\min} \leq Q_{Gj} \leq Q_{Gj\max} & j = 1, 2, \dots, n_g \end{cases} \quad (10)$$

控制变量 $x_1 = [V_{Gi}, T_k, Q_{Cj}]$ 分别为发电机的机端电压、有载调压变压器分接头以及无功补偿容量; n_g 、 n_c 和 n_t 分别为发电机、可调变压器及补偿电容器的个数; 状态变量 $x_2 = [V_i, Q_{Gj}]$ 分别为负荷节点电压和发电机的无功出力; n_d 为所有PQ节点的个数。

算法描述

1. 基本PSO算法

基本PSO算法是一种基于群体智能的全局优化进化算法。该算法最初是在二维空间对鸟觅食过程中迁徙和群聚生物智能行为的模拟。因为实际系统的多维性,逐渐发展到了D维空间,搜索空间中粒子的位置就是每个优化问题的一个潜在解,粒子通过一定的速度在搜索空间中寻优,这个速度源于其自身的经验总结和优良信息的传递。

假设 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ 为第 i 个粒子在解空间的位置,而其速度 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$; 每个粒子位置适应值记为 f_{xi} ; 每个粒子拥有一个历史最好位置 $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$,而种群中目前最好位置 $p_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]$ 。在粒子的第 $t+1$ 次迭代中,其每一维速度与位置更新的公式具体如下

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

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

式中, ω 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。

2. 基于PSO算法的改进

加速因子 c_1 、 c_2 通过调整粒子自身经验与群体经验来更新其速度。在基本PSO算法中,一般取

$c_1 = c_2$, 没有考虑粒子在每个搜索阶段的重点, 粒子向两个最佳位置运动时的权重一样。本文所提MSI-APSO算法采用分阶段调整加速因子。在搜索前期, 粒子主要跟随个体历史最好位置 p_i , 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, 也保持群体多样性和较好的全局探索能力, 其个体导向因素起主要作用; 在搜索后期, 粒子主要跟踪种群历史最好位置并进行集中搜索, 在加快收敛速度能力的同时, 也保持了全局的搜索准确度, 其全局导向起主要作用^[10]。具体的更新策略如下:

1) 如果 $t < G_{\text{enmax}}/2$, $c_1 = 2$, $c_2 = 1$ 。

2) 如果 $t \geq G_{\text{enmax}}/2$, $c_1 = 1$, $c_2 = 2$ 。

式中, t 为当前迭代次数; G_{enmax} 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-APSO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

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

式中, $f_{pi}(t)$ 为第 i 个粒子个体历史最好位置的适应值; $f_{\text{best}}(t)$ 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)之间的随机数。

文献[10]采用动态调节惯性权重的策略, 而本文惯性权重是以粒子的个体同种群历史最佳位置适应值之间的距离为基本依据进行调整, 其距离说明了粒子的个性与共性的相似程度, 距离越小, 惯性权重越小, 则粒子进行集中搜索, 增大其局部开发能力; 反之, 惯性权重增大, 则增大粒子的全局开发能力。

为提高算法的收敛速度, 可以改善部分性能较差的粒子, 使部分个体中历史最佳位置适应值较大的粒子向本次迭代中性能最好(即种群历史最佳位置)的粒子方向运动。在此假设

$[F_{p1}, F_{p2}, F_{p3}, \dots, F_{pi}, \dots, F_{pN}]$ 代表个体历史最佳位置适应值按从小到大的排序, 则其对应个体历史最佳位置为 $[p_1, p_2, p_3, \dots, p_i, \dots, p_N]$ 。对于任意 $i \in [N-m+1, N]$ 则

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1 r_1(t)[p_{gi}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \quad (14)$$

式中, m 为待改善粒子的个数。

迭代后, 如果粒子的适应值比其个体历史最佳位置适应值小, 则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

$$v_i(t) = \begin{cases} wv_{ij}(t) + c_1 r_1(t)[p_{gi}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] & f_i(t-1) \geq f_{pi}(t-2) \\ v_i(t-1) & f_i(t-1) < f_{pi}(t-2) \end{cases} \quad (15)$$

文献[11]中所提的速度位置更新策略与本文有所不同。本文对粒子第 $t-1$ 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进行比较, 若前者效果较好, 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, 从而避免了粒子总在边界上搜索, 造成其难以跳出边界值的后果, 即

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

仿真结果与分析

1. 参数设置

本文选择IEEE 14与IEEE 30节点系统进行算例仿真分析, 限于篇幅, 其接线图与各参数设置可参考文献[12]。算法程序采用Matlab7.1编制, 参数设置为: 种群规模设为50, 最大迭代次数设为100, $c_1 = c_2 = 2$, $\omega_{\min} = 0.4$, $\omega_{\max} = 0.9$ 。根据排序法得到的权值参数取值分别为: ①IEEE 14节点系统中 $\lambda_1 = 0.721\ 3$, $\lambda_2 = 0.111\ 5$, $\lambda_3 = 0.167\ 2$; ②IEEE 30节点系统中 $\lambda_1 = 0.671\ 9$, $\lambda_2 = 0.230\ 4$,

$\lambda_3 = 0.0977$ 。

2. 仿真分析

(1) IEEE 14节点系统仿真分析

对 IEEE 14节点系统进行仿真计算, 并同基本粒子群 (PSO) 算法、带惯性权重的粒子群 (PSO- ω) 算法和全面学习粒子群 (CLPSO) 算法等进行比较, 验证了本文所提MSI-PSO算法的有效性, 其优化结果如表1所示。

表1 IEEE 14各种优化算法的目标函数值比较

IEEE 14 节点系统	有功网损 (pu)	电压偏移量 (pu)	静态电压稳定 裕度指标 (pu)	降损率 (%)
初始状态	0.142 6	0.143 6	0.526 3	—
PSO	0.131 8	0.057 5	0.529 1	7.57
PSO- ω	0.129 3	0.056 4	0.530 7	9.33
CLPSO	0.127 5	0.055 7	0.531 2	10.59
MSI-APSO	0.124 1	0.054 2	0.532 7	12.97

由表1可知, 采用本文所提MSI-APSO算法进行多目标无功优化, 优化后的有功网损为12.41 MW, 下降了1.85 MW, 也就是有功网损降低了12.97%; 而采用其他算法进行优化的有功网损在12.75~13.18 MW之间, 均比MSI-APSO算法的优化结果高。上述说明了本文所提MSI-APSO优化算法具有较优的性能, 比其他优化算法的寻优能力更好。同时从表1中可知, 采用本文所提优化算法对电压偏移量和静态电压稳定裕度指标进行优化, 相比于PSO算法、PSO- ω 算法和CLPSO算法, 其结果也具有一定的优势。

采用几种优化算法, 在求解多目标无功优化过程中目标函数的收敛曲线对比如图所示。

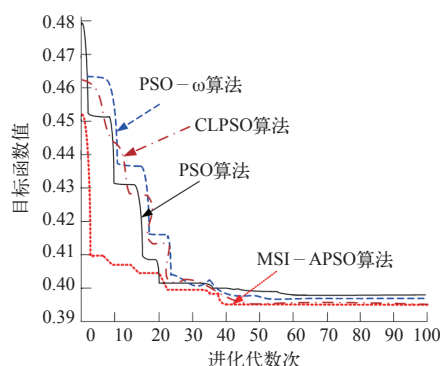


图 IEEE 14几种优化算法收敛特性曲线对比

从图中可知, 采用本文所提的MSI-APSO算法, 大约在进化39次时就接近最优解; 而采用CLPSO算法要进化48次才接近最优解; 采用PSO- ω 算法需要迭代54次接近最优解; 采用PSO算法要迭代64次才达到最优解。说明了MSI-APSO算法相比CLPSO算法、PSO- ω 算法和PSO算法具有更佳的收敛性能。

(2) IEEE 30节点系统仿真分析

IEEE 30节点系统的初始潮流有功网损为5.45 MW, 经过本文所提MSI-APSO算法优化后的网损为4.87 MW, 有功网损下降了10.64%。该算法与其他优化算法的对比如表2所示。

表2 IEEE 30各种优化算法的目标函数值比较

IEEE 30 节点系统	有功网损 (pu)	电压偏移量 (pu)	静态电压稳定 裕度指标 (pu)	降损率 (%)
初始状态	0.054 5	0.031 8	0.121 5	—
PSO	0.051 9	0.019 3	0.139 1	4.77
PSO- ω	0.051 1	0.017 2	0.140 3	6.24
CLPSO	0.050 2	0.015 9	0.142 8	7.89
MSI-APSO	0.048 7	0.011 6	0.147 9	10.64

表3给出了三种算法优化后各控制变量的最优值。从表3中可以看出, MSI-APSO算法优化后各节点电压距其上下限具有一定的距离, 且具有较好的电压质量, 很好地解决了无功电源的出力接近极限, 减少了无功优化目标函数与系统电压安全之间的冲突, 较好地协调了二者之间的关系。

表3 各方法优化后控制变量的结果

控制变量	节点号	PSO- ω (pu)	CLPSO (pu)	MSI-APSO (pu)
V_1	1	0.950 2	0.981 8	0.950 1
V_2	2	1.042 3	1.043 2	1.040 4
V_5	5	1.020 7	1.022 6	1.015 0
V_8	8	1.022 3	1.240	1.019 2
V_{11}	11	1.098 5	1.084 3	1.035 1
V_{13}	13	1.100 7	1.062 5	1.032 9
T_1	6-9	0.974 9	0.900 0	0.950 0
T_2	6-10	1.100 0	1.100 0	0.975 0
T_3	4-12	1.050 0	1.025 0	0.950 0
T_4	27-28	1.075 0	1.025 0	1.000 0
Q_{10}	10	0.200 0	0.200 0	0.240 0
Q_{24}	24	0.120 0	0.200 0	0.120 0

(下转第89页)

参考文献

- [1] 梁永春, 柴进爱, 李彦明, 等. 有限元法计算交联电缆涡流损耗 [J]. 高电压技术, 2007, 33 (9): 196-199.
- [2] 梁永春, 李延沐, 李彦明, 等. 利用模拟热荷法计算地下电缆稳态温度场 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (16): 129-134.
- [3] 郑雁翎, 王宁, 李洪杰, 等. 电力电缆载流量计算的研究与发展 [J]. 电线电缆, 2010 (2): 4-9.
- [4] 孟庆民. 地下电缆温度场的场路结合算法 [J]. 电网技术, 2009 (20): 193-196.
- [5] 雷鸣, 刘刚, 邱景生, 等. 单芯电缆线芯温度的非线性有限元法实时计算 [J]. 电网技术, 2011 (11): 163-168.
- [6] 梁永春, 李彦明, 柴进爱, 等. 地下电缆群稳态温度场和载流量计算新方法 [J]. 电工技术学报, 2007, 22 (8): 185-190.
- [7] 王巧玲, 杨玉平, 梁永春. 基于热电耦合的10 kV XLPE地下电缆群温度场数值计算 [J]. 电工电能新技术, 2012 (2): 27-30.
- [8] 付永长, 张文斌, 陈涛, 等. 不规则排列电缆温度场及载流量计算 [J]. 电网技术, 2010 (4): 173-176.

(收稿日期: 2015-04-28) EA

(上接第28页)

结束语

本文在综合平衡粒子的局部搜索和全局搜索、动态改变惯性权重、提高粒子的收敛速度以及保留粒子优良信息等方面, 对基本PSO算法进行了改进, 提出了多策略融合自适应粒子群优化算法。并用MSI-APSO算法求解了以有功网损最小、电压偏差最小及电压稳定裕度最大为目标的无功优化数学模型。对IEEE 14和IEEE 30节点系统算例进行仿真, 仿真结果验证了本文所提算法的有效性, 同时也证明了该算法在收敛速度和优化效果上具有比其他几种改进PSO算法更佳的性能。

参考文献

- [1] 姚煜, 蔡燕春. 离散粒子群与内点法结合的电力系统无功优化 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (3): 48-52.
- [2] 刘春霞, 刘立群. 免疫小脑模型神经网络优化光伏输出 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39 (11): 145-148.
- [3] 杨旭, 曾成碧, 陈宾. 基于广义动态模糊神经网络的光伏电池 MPPT 控制 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (13): 22-25.
- [4] 龙洁. 基于 NN 模型估计的光伏最大功率点跟踪控制技术研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39 (20): 38-42.
- [5] 傅诚, 陈鸣, 沈玉樑, 等. 基于输出参数的光伏电池最大功率点控制 [J]. 电工技术学报, 2007, 22 (2): 148-152.
- [6] 张聪誉, 陈民铀, 罗辞勇, 等. 基于多目标粒子群算法的电力系统无功优化 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38 (20): 153-158.
- [7] 刘科研, 盛万兴, 李运华. 基于改进遗传模拟退火算法的无功优化 [J]. 电网技术, 2007, 31 (3): 13-18.
- [8] 刘钰玉. 计算排序法及其应用 [J]. 计算机技术, 1998, 11 (4): 24-28.
- [9] 顾威, 李兴源, 王渝红, 等. 基于改进粒子群算法的次同步阻尼控制器设计 [J]. 电网技术, 2010, 34 (8): 52-56.
- [10] 徐林, 王秀丽, 王锡凡. 电气介数及其在电力系统关键线路识别中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30 (1): 33-39.
- [11] 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 (S2): 8-11.
- [12] 多靖赞. 基于免疫克隆选择算法的多目标无功优化 [D]. 北京: 华北电力大学, 2013.

(收稿日期: 2014-09-08) EA