

基于遗传算法和粒子群优化算法的 电力系统无功优化

杨 洪, 陆金桂

(南京工业大学 自动化学院, 江苏 南京 210009)

摘 要: 从数学的角度分析, 电力系统无功优化是一个多变量、多约束、非连续性的混合非线性规划问题, 因此, 优化过程十分复杂. 以减少有功网损为目标函数建立电力系统无功优化计算的数学模型, 基于遗传算法和粒子群优化算法, 提出一种新颖的混合策略来求解无功优化问题. IEEE 6 和 IEEE 14 节点系统的仿真计算结果表明: 与单一的遗传算法或粒子群优化算法相比, 该混合策略在优化效果方面具有明显的优势.

关键词: 电力系统; 无功优化; 遗传算法; 粒子群优化算法

中图分类号: TM714

文献标识码: A

文章编号: 1671-7627(2007)05-0058-04

Reactive power optimization of power system based on genetic algorithm and particle swarm optimization algorithm

YANG Hong, LU Jin-gui

(College of Automation, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009, China)

Abstract: From the view of mathematics, reactive power optimization problems are large-scale nonlinear non-continuous optimization problems with a large number of variables, constraints, and uncertain parameters, so the optimization becomes very complex. Reducing active power loss on grid was considered as the main object function to establish reactive power optimization mathematic model. By integrating genetic algorithm (GA) with particle swarm optimization algorithm (PSO), a hybrid strategy for the optimal reactive power flow (ORPF) problem was proposed. Numerical simulations on the IEEE 6 and IEEE 14 test systems illustrated that the proposed hybrid strategy is more effective than either of the algorithms mentioned above.

Key words: powersystem; reactive power optimization; genetic algorithm; particle swarm optimization algorithm

随着国民经济的迅速发展, 电力负荷急剧增加. 无功优化作为电网经济安全运行的重要组成部分, 日益受到人们的重视.

传统的无功优化算法有: 线性规划法 (LP)、非线性规划法 (NLP)、动态规划法 (DP) 等. 但是, 这几种

算法都由于局部收敛而经常达不到全局最优. 此外, 这几种算法对离散变量的处理也有些不当. 随着优化技术的不断发展, 现在已经出现了很多智能算法, 如模拟退火算法 (SA)、免疫算法 (IA)、混沌优化理论、遗传算法^[1-2] (GA)、粒子群优化算法^[3-4]

收稿日期: 2007-03-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50675097); 江苏省自然科学基金资助项目 (BK2006519)

作者简介: 杨 洪 (1978—), 男, 江苏南京人, 硕士生, 主要研究方向为电力系统无功优化;

陆金桂 (联系人), 教授, E-mail: lujg@njut.edu.cn.

(PSO)等。虽然这几种算法都较以前的经典算法有所改进,但是随着电网规模的增大,单一智能算法的性能常常受到局限。因此,在各种单一算法间取长补短,合理构造新的算法,是提高算法优化性能的有效途径。

本文将遗传算法和粒子群优化算法结合使用,充分利用遗传算法的全局搜索特长和粒子群优化算法的局部搜索能力,提出了一种新的混合策略来求解无功优化问题。该策略主要分为2个部分:(1)用遗传算法多次独立求解无功优化问题,并得到若干较好的解;(2)以这些解作为粒子群的初始位置,运用粒子群优化算法对无功优化问题进行再次求解,从而得到全局最优解。

1 无功优化的数学模型

无功优化数学模型包括等式约束方程、不等式约束方程和目标函数3个部分。

1.1 等式约束方程

在电力系统无功优化模型中,节点有功功率和无功功率应分别平衡,即

$$P_i = V_i \sum_{j \in h} V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij})$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in h} V_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij})$$

式中: P_i 、 Q_i 为节点 i 的注入有功、无功; V_i 、 V_j 为节点 i 、 j 的电压幅值; G_{ij} 、 B_{ij} 、 δ_{ij} 分别为节点 i 、 j 之间的电导、电纳和电压相角差; h 表示所有与节点 i 直接相连的节点的集合。

1.2 不等式约束方程

本文选取发电机端电压 V_g ,并联电容器无功出力 Q_c 和可调变压器分接头位置 T 作为控制变量。选取各节点电压幅值 V 和发电机无功出力 Q_g 为状态变量。控制变量约束方程为

$$V_{g\min} \leq V_{gi} \leq V_{g\max}$$

$$Q_{c\min} \leq Q_{ci} \leq Q_{c\max}$$

$$T_{i\min} \leq T_i \leq T_{i\max}$$

式中: $V_{g\max}$ 、 $V_{g\min}$ 为发电机端电压的上下限值; $Q_{c\max}$ 、 $Q_{c\min}$ 为并联电容器无功出力的上下限值; $T_{i\max}$ 、 $T_{i\min}$ 为可调变压器分接头位置的上下限值。状态变量约束方程为

$$Q_{g\min} \leq Q_{gi} \leq Q_{g\max}$$

$$V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max}$$

式中: $Q_{g\max}$ 、 $Q_{g\min}$ 为发电机无功出力的上下限值; $V_{i\max}$ 、 $V_{i\min}$ 为节点电压幅值的上下限值。

1.3 目标函数

本文采用的目标函数为系统有功网损最小,同时将状态变量(节点电压及电动机无功出力)写成罚函数形式

$$F = \min \left[w_1 P_L + w_2 \sum_{i=1}^N \left(\frac{\Delta V_i}{V_{i\max} - V_{i\min}} \right)^2 + w_3 \sum_{i=1}^N (\Delta Q_i)^2 \right]$$

式中:右端第1项为有功网损,第2项为对节点电压越限的罚函数,第3项为对发电机无功出力越限的罚函数; w_1 、 w_2 、 w_3 分别为线路有功网损的加权系数、节点电压越限罚函数的惩罚因子及发电机无功出力越限罚函数的惩罚因子。

其中系统有功网损为

$$P_L = \sum_{i=1}^N V_i \sum_{j \in h} V_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij})$$

$$\Delta Q_{gi} = \begin{cases} Q_{g\min} - Q_{gi}, & Q_{gi} < Q_{g\min} \\ 0, & Q_{g\min} \leq Q_{gi} \leq Q_{g\max} \\ Q_{gi} - Q_{g\max}, & Q_{gi} > Q_{g\max} \end{cases}$$

$$\Delta V_i = \begin{cases} V_{i\min} - V_i, & V_i < V_{i\min} \\ 0, & V_{i\min} \leq V_i \leq V_{i\max} \\ V_i - V_{i\max}, & V_i > V_{i\max} \end{cases}$$

2 应用于无功优化的遗传粒子群混合策略

2.1 遗传算法求初值

本文应用遗传算法求取初始值的关键步骤如下。

2.1.1 对控制变量进行基因编码

遗传算法一般用二进制将参数集编码成0或1组成的字符串形成基因码链,每一个码链代表1个个体,表示优化问题的1个可能解。本文个体基因的编码采用整数和实数混合编码。其中,发电机端电压用实数表示,并联电容器的投切组数和可调变压器分接头的档位则用整数表示。这样可以有效缩短个体基因的长度,从而减少计算时间。同时,由于在优化过程中无需对参数进行编码和解码,相应地就不

存在解的精度问题。

2.1.2 适应度函数的设计

遗传算法根据适应度函数对群体中每个个体计算其适应度,为群体进化的选择提供依据,从而控制种群的更新。设计适应度函数的主要方法是把目标函数进行适当的转化,本文用 $f = S - F$ 进行转化,式中: F 为目标函数; S 取与群体无关的一大的正数,本文取5 000。

2.1.3 遗传操作的设计

遗传算法包括3种最基本的遗传操作算子:选择、交叉和变异。

(1)选择(复制) 从初始种群中选择优胜个体,淘汰劣质个体的操作叫作选择。本文采用锦标赛法,即:每次从初始种群中随机选出3个不同序号的个体,比较它们的适应度函数值,选择适应度函数值最大的1个个体进入繁殖库。如此循环往复,直至繁殖库满。

(2)杂交(交叉) 交叉是获取优良个体的重要手段。本文采用单点交叉法,交叉率 P_c 。具体操作为:从繁殖库中随机选出2个不同序号的个体,产生1个0到1的伪随机数,如果此伪随机数大于 P_c 则不进行交叉。否则,随机选择一交叉位,将2个个体交叉位后的基因交换。

(3)变异 变异就是以较小的概率 P_m ,随机改变群体中某些个体的某些基因的值。本文采用随机变异,具体操作为:从种群中随机选择1个个体,产生1个0到1的伪随机数,如果此伪随机数大于 P_m 则不进行变异。否则,随机选择一基因段,对该基因段的值进行随机初始化。

2.1.4 终止进化条件的设定

在遗传算法迭代求解过程中,有时最优解可能在未达到最大遗传代数的时候就已经出现,此时应及时从迭代中跳出。因此,本文采用的是最大遗传代数 N 与最优个体适应值连续保持不变的最小保留代数 N_p 相结合的终止迭代准则,在给定的遗传代数限定范围内来搜索最优解,并确定该解经过后面的多次迭代后仍为最优,则退出进化,否则继续搜索,直到满足最优个体最小保留代数为止。如果在最大遗传代数 N 限定范围内没有满足最优个体最小保留代数的解,则输出当前得到的最优解。

2.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)是人们受到自然界中鸟群搜索食物行为的启示而提出的一种优化算法,通过群体之间的信息共享和自身经验总结来修正个体行动策略,最终求取优化问题的解。PSO初始化为1群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪2个“极值”来更新自己。第1个极值就是粒子本身所找到的最优解,这个极值称为个体极值 $P_{best(i)}$ 。另1个极值是整个种群目前找到的最优解 G_{best} 。每个粒子根据式(1)来更新自己的速度和在解空间里的位置

$$v_i^{k+1} = w_i v_i^k + c_1 r \times (P_{best(i)} - x_i) + c_2 r \times (G_{best} - x_i) \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

式中: v_i^k 是粒子 i 在第 k 次飞行中的速度; v_i^{k+1} 是粒子 i 在第 $k+1$ 次飞行中的速度; w_i 是惯性权重系数; r 是0到1的随机数; c_1 和 c_2 是加速常数; x_i^k 是粒子 i 在第 k 次飞行后的位置; x_i^{k+1} 是粒子 i 在第 $k+1$ 次飞行后的位置。

2.3 混合策略

本文以混合策略求解电力系统无功优化问题的步骤为:(1)输入系统原始数据并进行初始潮流计算;(2)随机产生初始种群;(3)进行潮流计算,求出每个个体的适应度函数值;(4)选择,交叉,变异;(5)判断是否满足进化终止准则,如满足就进行下一步,否则返回步骤(3);(6)粒子群单个粒子位置初始化;(7)如所有粒子都已完成位置初始化,就进行下一步,否则返回步骤(2);(8)粒子群各粒子速度初始化;(9)进行潮流计算,求出各粒子的目标函数值并记录2个极值 $P_{best(i)}$ 和 G_{best} ;(10)根据式(1)和式(2)更新每个粒子的速度和位置;(11)重新计算各粒子的目标函数值,判断并更新 $P_{best(i)}$ 和 G_{best} ;(12)判断是否收敛,当满足全局最好位置连续若干次无变化或达到预先规定的最大迭代次数时,迭代停止;否则返回步骤(10)。

3 算例分析

为了验证本文混合算法的优化效果,用C++编程对IEEE 6节点和IEEE 14节点系统进行了无功

优化. IEEE 6 节点包括 2 台发电机和 2 台可调变压器, IEEE 14 节点系统包括 2 台发电机和 3 台可调变压器. 两节点系统线路参数及节点负荷和发电机输出功率等数据分别参见文献[5]和文献[6]. 算法控制参数设定如下: 遗传种群规模大小 $M=50$; 最大遗传代数 $N=50$; 最优个体最小保留代数 $N_p=10$; 交叉率 $P_c=0.8$; 变异率 $P_m=0.02$; 粒子群规模大小 $m=50$; 最大迭代次数 $N_{\text{psa}}=50$; 最优个体最小保留迭代次数 $N_{\text{p-psa}}=10$; 惯性权重系数 $w_i=0.8$; 加速常数 $c_1=c_2=0.6$. 采用遗传算法、粒子群算法和本文混合策略对 2 个算例系统进行 10 次优化计算, 有功网损的仿真结果对比分别如表 1 和表 2 所示.

由表 1 和表 2 可见, IEEE6、IEEE14 节点系统经混合算法优化后的平均有功网损分别为 7.378 MW 和 12.759 MW, 明显小于遗传算法和粒子群算法优化后的平均网损.

表 1 IEEE 6 仿真结果比较

Table 1 Comparison of the simulation results of IEEE 6

计算值	有功网损/MW		
	遗传算法	粒子群算法	本文混合算法
初始值	11.620	11.620	11.620
最大值	7.663	7.771	7.382
最小值	7.466	7.407	7.376
平均值	7.521	7.563	7.378

表 2 IEEE 14 仿真结果比较

Table 2 Comparison of the simulation results of IEEE 14

计算值	有功网损/MW		
	遗传算法	粒子群算法	本文混合算法
初始值	13.377	13.377	13.377
最大值	12.894	13.069	12.764
最小值	12.773	12.766	12.749
平均值	12.875	12.874	12.759

4 结 论

遗传算法的全局搜索能力强而局部寻优能力较弱, 而粒子群算法则具有相对较强的局部搜索能力. 因此, 本文针对这种情况采用遗传算法和粒子群算法相结合的综合方法来实现电力系统的无功优化. 对 IEEE 6 和 IEEE 14 节点系统的仿真分析表明, 本文提出的混合策略正确有效.

参考文献:

[1] 张正凯, 盛四清, 田文树. 基于改进遗传算法的地区电网无功优化[J]. 电力科学与工程, 2005(1): 73-76.

[2] 陈芳元, 汪玉凤, 刘贵有. 基于改进遗传算法的电力系统无功规划优化[J]. 继电器, 2006, 34(13): 29-33.

[3] 魏星, 崔鹏程. 粒子群优化算法极其在电力系统中的应用[J]. 电力科学与工程, 2005(3): 21-25.

[4] 丁玉凤, 文劲宇. 基于改进 PSO 算法的电力系统无功优化研究[J]. 继电器, 2005, 33(6): 20-25.

[5] 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): 48-52.

[6] 张伯明, 陈寿孙. 高等电力网络分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1994.