

自适应免疫粒子群算法在动态无功优化中应用

沈茂亚¹, 丁晓群¹, 王宽¹, 侯学勇¹, 徐进东²

(1. 河海大学 电气工程学院, 江苏 南京 210098;

2. 泰州供电公司, 江苏 泰州 225300)

摘要: 根据电力系统实际运行中负荷不断变化的情况, 提出了动态无功优化问题的完整数学描述和计算方法。从负荷曲线的特点出发, 结合设备动作次数约束, 提出利用遗传算法进行智能化负荷分段的方法。利用引入免疫系统的免疫信息处理机制和自动调整动量系数的自适应因子的粒子群算法, 从整体上获得系统的最优控制方式。IEEE 30 节点系统算例分析表明, 该方法有效减少了补偿设备和变压器分接头的动作次数, 其中节点 12 电容器组的投切次数由 6 次降为 2 次, 且系统在一天内的有功损耗由 1.2413 p.u. 降为 1.1554 p.u.。

关键词: 电力系统; 动态无功优化; 负荷分段; 粒子群算法

中图分类号: TM 761⁺

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2007)01-0031-05

0 引言

电力系统动态无功优化是一个十分复杂的时空分布的非线性优化问题。一方面, 某一时刻的静态无功优化是一个复杂的非线性混合整数优化, 具有空间复杂性; 另一方面, 一段时间(如 1 d)内的无功优化又必须考虑负荷的动态变化, 具有时间复杂性^[1]。对于这样的复杂优化问题, 要找出全局最优解十分困难, 严格意义上必须用动态规划法求解, 但是随着电网规模扩大, 动态规划法会不可避免出现“维数灾”问题。为此, 人们提出了各种直接处理动态负荷的方法。文献[2]通过简化动态负荷, 将复杂的动态优化问题转化为几个简单的静态优化问题, 并使动态优化的结果自动满足动态优化的约束条件, 其不足之处在于要求控制装置的动作具有同时性, 即所有设备在某一时间段都进行投切或都不动作。文献[3]直接把 1 d 分为 24 个自然时段, 将动态无功优化模型转化成与静态无功优化完全类似的形式, 从而按照静态无功优化计算的方法进行计算。文献[4]对负荷曲线按经验进行分段, 然后对各段分别进行无功优化, 从而获得使得各段电能损耗最小的运行方式。

本文在粒子群优化 PSO(Particle Swarm Optimization)算法中引入免疫系统的免疫信息处理机制和自动调整动量系数的自适应因子, 提出了自适应免疫粒子群算法(adaptive immune PSO), 从整体上获取补偿设备的最优控制方式。并根据负荷曲线的特点, 结合补偿设备动作次数的约束, 提出一种智能化分段的方法。在 IEEE 30 节点系统上进行计算分

析, 结果表明了本文所提模型和算法的有效性。

1 动态无功优化数学模型

本文考虑的动态无功优化目标为 1 d 内 24 个自然时段的有功网损之和最小, 约束条件除了各个时段自身的运行约束外, 还要考虑无功补偿装置的最大调节次数约束。假设实际系统允许 1 d 内每台电容器组最大的投切次数为 $N_{SC,max}$, 变压器分接头的最大允许调整次数为 $N_{ST,max}$, 现建立如下的动态无功优化数学模型^[5]:

$$\min \sum_{t=1}^{24} P_{Loss,t} \cdot \Delta T_t \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t.} \quad & P_i - U_i \sum_{j=1}^{j=N_i} U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) = 0 \\ & Q_i - U_i \sum_{j=1}^{j=N_i} U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) = 0 \end{aligned} \quad (2)$$

$$U_{Li,min} < U_{Li} < U_{Li,max} \quad i=1, 2, \dots, N_B \quad (3)$$

$$Q_{Gi,min} < Q_{Gi} < Q_{Gi,max} \quad i=1, 2, \dots, N_G \quad (4)$$

$$Q_{Ci,min} < Q_{Ci} < Q_{Ci,max} \quad i=1, 2, \dots, N_C \quad (5)$$

$$T_{i,min} < T_i < T_{i,max} \quad i=1, 2, \dots, N_T \quad (6)$$

$$U_{Gi,min} < U_{Gi} < U_{Gi,max} \quad i=1, 2, \dots, N_G \quad (7)$$

$$N_{OA}(Q_{C1}, Q_{C2}, \dots, Q_{Ct}, \dots, Q_{C24}) \leq N_{SC,max} \quad (8)$$

$$N_{OA}(Q_{T1}, Q_{T2}, \dots, Q_{Tt}, \dots, Q_{T24}) \leq N_{ST,max} \quad (9)$$

式(1)是以全天 24 小时有功网损最小为目标函数; 式(2)(3)是所有 24 小时段的每个时段静态无功优化的运行约束, 其中式(2)为等式约束, 式(3)为不等式约束; 式(4)是 24 小时段每台电容器、电抗器的最大调节次数约束; 式(5)是 24 小时段有载调压分接头档位调节次数约束; N_{OA} 为无功控制设备的调节次数。

潮流约束式(2)中, N_i 为系统中和节点 i 相连接

的节点数目, G_{ij} 和 B_{ij} 为导纳矩阵元素, P_i 和 Q_i 分别为节点 i 的有功和无功功率注入, δ_{ij} 为节点 i 和 j 的功角之差。式(3)中, N_B, N_G, N_C, N_T 分别为系统负荷节点、发动机节点、补偿电容器节点以及有载调压变压器支路的数目; $U_{Li,\max}, U_{Li,\min}$ 表示负荷节点 i 电压上限和下限; $Q_{Gi,\max}, Q_{Gi,\min}$ 表示节点 i 发电机的无功出力上限和下限; $Q_{Ci,\max}, Q_{Ci,\min}$ 表示节点 i 补偿容量的上限和下限; $T_{i,\max}, T_{i,\min}$ 表示有载调压变压器分接头位置的上限和下限; $U_{Gi,\max}, U_{Gi,\min}$ 表示节点 i 发电机电压的上限和下限。

从以上讨论的数学模型看, 动态无功优化完全可以转化为单个时段内的静态无功优化问题处理, 即认为在很小的一个时段内负荷的变化很小, 这样只要把时段分得足够小就可以无限逼近最优解, 完全实现“动态”的无功优化。但是, 随着分段数目的增加, 各种控制量数目将急剧上升, 计算复杂性和计算时间也将相应增长。为了满足工程应用的需要, 在实际操作中, 只能将 1 d 的负荷曲线分为几个大的时段进行计算。

2 负荷曲线的智能分段

负荷曲线分段的关键是如何确定各段的起始和终止时间点。本文利用遗传算法对负荷曲线进行智能分段, 解决设备动作次数约束问题, 进而把动态无功优化问题转化为几个较大时段上的静态无功优化。若需要将负荷曲线划分为 N 个大时段, 则要求有 $N-1$ 个划分点。划分的目标就是要使得各个大时段内负荷的平均值之间的离散性最大, 而对于同一个负荷段内部的负荷之间的离散性最小, 可以用如下的目标函数表示:

$$\begin{aligned} F_1 &= \max \sum_{i=1}^N (P_{ai} - P_a)^2 \\ F_2 &= \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{K_i} (P_{ij} - P_{ai})^2 \end{aligned} \quad (6)$$

式中 P_{ai} 为第 i 个大时段的负荷平均值; P_a 为总的平均负荷; P_{ij} 为第 i 个大时段第 j 个负荷点的负荷值; K_i 为第 i 个大时段包含的典型负荷点个数。

分析式(6)的 2 个目标函数, 都是要求每个负荷段内负荷值越集中, 各个负荷段负荷平均值越离散越好, 这都会导致分段数增加, 但是有了确定的分段数约束, 就可以保证分段的合理优化。可以综合考虑负荷水平和负荷曲线的变化趋势以及补偿调压装置动作次数的限制, 先确定分段数, 然后对负荷曲线进行划分。

由以上的目标函数可以看出, 负荷曲线的自动分段问题本质上也是一个离散的优化问题, 可采用遗传算法求解, 其待求变量为 $N-1$ 个分点 t_1, t_2, \dots, t_{N-1} , 而且对于初值的选取也十分方便, 因为大量的历史负荷数据和调度人员的经验可以作为分段点的初值。智能分段后, 其优化目标函数变为

$$\min \sum_{i=1}^N P_{Loss,i} \cdot \Delta T_i \quad (7)$$

如果分段数过多, 虽然可使控制方案更加逼近最优解, 进一步降低网损, 但同时优化方案的求解复杂程度也会随分段数的增加而增加, 而且设备调节次数也会增加, 无法达到简化求解控制方案的目的; 如果分段数过少, 虽然控制方案的求解十分方便, 控制方案也相对简单, 但是无法达到有效降低网损的目的, 无功优化的意义也就不大。所以, 分段过多或过少都不合适, 应该同时综合考虑计算效率和调节次数 2 方面的因素。考虑到电容器的最大动作次数限制是 3~5 次, 一般的负荷曲线只有 1 个荷峰和 1 个荷谷, 因此取 3~5 个分段是比较合理的。

设已确定分点数 t_1, t_2, \dots, t_{N-1} 则可以相应确定各个大时段的起始和终止时间, 可以在各个负荷段 t_i 中选取典型负荷点, 包括负荷曲线的拐点、驻点和负荷大小的中间点, 记录相应的有功、无功功率大小(百分比形式)和对应的时间, 以及该时段的最大、最小负荷 $P_{ti,\max}, P_{ti,\min}$ 。假设对于时段 t_i 选取平均负荷参加优化计算, 得到优化控制方案, 根据控制方案得到的设备投切值, 再对该时段的最大、最小负荷 $P_{ti,\max}, P_{ti,\min}$ 情况进行潮流计算, 检验是否会出现某些节点的电压越限, 若出现电压越限说明该分段不合理, 有待对负荷曲线进行细分。

3 自适应免疫 PSO 算法

PSO 算法最初是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年受人工生命研究结果启发, 在模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群集行为时提出的一种基于群体智能的演化计算技术^[6]。该算法可以并行处理, 具有较好的鲁棒性和全局寻优能力, 且计算效率比传统随机方法高。该方法最大的优势在于简单易实现、收敛速度快, 而且有深刻的智能背景, 既适合科学的研究, 又适合工程应用。在 PSO 算法中, 用粒子的位置表示待优化问题的解, 每个粒子性能的优劣程度取决于待优化问题目标函数确定的适应值, 每个粒子由一个速度决定其飞行方向和速率大小^[7]。在一个 n 维的解搜索空间中, PSO 初始化为一群随机粒子(m 个), 称为粒子群。其中, 第 i 个粒子在 n 维空间的位置用向量 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]$ 表示, 第 i 个粒子的个体最优解(即到当前迭代次数为止所历经的最好位置)表示为 $p_{besti} = [p_{besti1}, p_{besti2}, \dots, p_{bestin}]$, 全局最优解(即整个粒子群在历代搜索中到当前代数所历经的最好位置)表示为 $g_{bestk} = [p_{bestk1}, p_{bestk2}, \dots, p_{bestkn}]$; 而 x_i 第 k 次迭代的修正量(粒子移动的速度)表示为 $v_i^k = [v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{in}^k]$, 其计算公式如下:

$$\begin{aligned} v_{id}^k &= \omega v_{id}^{k-1} + c_1 r_1 (p_{bestid} - x_{id}^{k-1}) + c_2 r_2 (g_{bestid} - x_{id}^{k-1}) \\ x_{id}^k &= x_{id}^{k-1} + v_{id}^k \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $i=1, 2, \dots, m, m$ 为粒子群中粒子的个数; $d=1, 2, \dots, n, n$ 为解向量维数; c_1, c_2 为 2 个正常数,

一般都取 2.0; r_1, r_2 是 2 个独立的、介于 [0, 1] 的随机数; ω 是动量项系数, 调整其大小可以改变搜索能力的强弱, 一般在 0.9~0.1。

PSO 算法需要用户确定参数较少, 而且操作简单, 但在计算后期收敛较慢, 且容易陷入局部最优点。因此, 作者把免疫系统的免疫信息机制和动态调整动量系数的自适应因子引入到 PSO 算法中, 以提供 PSO 跳出局部最优和加速收敛的能力。

免疫系统具有抗体多样性和自我调节能力^[8]。在免疫调节中, 那些与抗原亲和力大并且浓度较低的抗体会受到促进, 而与抗原亲和力小或浓度较高的抗体将会受到抑制, 以此保证抗体的多样性; 自我调节能力是免疫系统具有的维持免疫平衡的机制, 通过对抗体的抑制和促进作用, 能自我调节产生适当数量的必要的个体, 即免疫系统在进化过程中一旦发现最优个体, 在兼顾群体多样性的同时, 类似个体亦将大量繁殖。把这种抗体多样性和自我调节能力特性引入到 PSO 算法中, 可提高算法的全局搜索能力而不致陷于局部解。本文的选择策略是结合免疫机制中抗体间基于浓度的相互抑制作用, 引入浓度因子调整个体的选择几率 $P(\mathbf{x}_i)$ 。总的目标是抑制浓度过高抗体, 同时保证适应度高的个体被选中的概率大。因为抗体的浓度过高, 则在进化过程中容易因早熟而陷入局部最优。具体方法为

$$P(\mathbf{x}_i) = \alpha C \left[1 - \frac{F(\mathbf{x}_i)}{F(\mathbf{g}_{\text{best}k})} \right] + \beta \frac{F(\mathbf{x}_i)}{F(\mathbf{g}_{\text{best}k})} \quad (9)$$

式中 α, β 为 0~1 的可调参数; $F(\mathbf{x}_i)$ 为第 i 个粒子(抗体)的适应度; $F(\mathbf{g}_{\text{best}k})$ 为全局最优解的适应度, 即粒子(抗体)的最大适应度; C 为抗体浓度, 定义为具有相近适应度的抗体个数与群体中抗体总数的比值。

由式(9)可以看出: 对高浓度的 t 个粒子(抗体), 其中适应度较高的抗体被选中的概率反而较低; 若抗体的浓度不高, 则也可保证高适应度的粒子(抗体)有较大的被选中概率。

由于动量项系数 ω 决定了算法搜索能力的强弱, 所以在算法运行过程中应根据进化速度自动调整动量项系数以使得粒子群在进化过程中拥有较强的泛化能力和收敛速度。因此, 本文定义了一个反映粒子群进化速度的自适应因子 b :

$$b = \frac{|F(\mathbf{g}_{\text{best}k+1}) - F(\mathbf{g}_{\text{best}k})|}{|F(\mathbf{g}_{\text{best}k}) - F(\mathbf{g}_{\text{best}k-1})|} \quad (10)$$

$F(\cdot)$ 表示适应度函数。开始时 b 值较小, 进化速度较快; 当经过一定的进化过程后, b 值趋向于 1, 则断定算法停滞或者找到了最优解。即 ω 应该随着进化速度的降低而减小, 故可以把 ω 表示为

$$\omega = \omega_{\text{init}} - b \omega_b \quad (11)$$

式中 ω_{init} 为 ω 的初始值, 一般可取 1; ω_b 为动量修正量基值, 一般取 0.5 左右。

综上所述, 引入了基于浓度选择策略的免疫系统的免疫处理机制和根据进化速度自动调整动量项系数的自适应因子后, PSO 算法可以有效地避免陷

入局部最优并能够加快进化速度。

另外, 粒子群的规模对计算结果的精度也有很大的影响。一般, 规模越大获得全局最优的可能性越大, 但相应的计算时间也将会增加。所以, 为了综合考虑计算速度和精度, 一般规模在 50 左右即可。

4 基于自适应免疫 PSO 的动态无功优化算法实现

与静态无功优化不同的是^[9], 动态无功优化算法中 PSO 的粒子必须包含全天 N 个大时段的信息, 即一个粒子分为 N 个相同的子段, 每个子段又包含电容器投切组数、发电机机端电压和变压器分接头位置等控制变量信息。故每个粒子的维数是 $(N_G + N_C + N_T)N$ 。其适应度函数要能准确反应粒子的优劣程度, 直接选用优化目标函数即可。

下面描述利用自适应免疫 PSO 算法求解动态无功优化问题的具体步骤。

步骤 1 输入参数。读取系统的网络数据, 包括支路数据、节点数据、网络拓扑信息、控制装置的参数(包括调节范围和每档的调节大小等), 还包括系统第 2 天的负荷曲线数据等; 参照第 3 节的原则设置算法的各种参数, 主要包括群体规模、最大迭代次数、初始动量系数 ω_{init} 、动量修正量基值 ω_b 、常数 c_1 和 c_2 以及粒子更新速度等。

步骤 2 负荷分段。运用遗传算法对负荷曲线进行智能化分段。

步骤 3 粒子群初始化。根据控制变量的变化范围随机生成 M (粒子群规模)个粒子(抗体) \mathbf{x}_i 及其“飞行”速度 $v_i (i=1, 2, \dots, M)$, 形成初始粒子(抗体)群 P_0 。

步骤 4 生成免疫粒子(抗体)。计算当前粒子(抗体)群 P_k 中粒子(抗体)的适应度值以及 $p_{\text{best}i} (i=1, 2, \dots, M)$ 和 $\mathbf{g}_{\text{best}k}$, 并把 $\mathbf{g}_{\text{best}k}$ 作为免疫粒子(抗体)存入记忆库中, 判断是否满足结束条件, 如果满足结束条件, 则停止运行并输出结果, 否则继续。

步骤 5 生成新粒子(抗体)。新粒子(抗体)的产生主要基于以下 2 个步骤:

a. 由式(10)动态调整动量项系数 ω , 再按式(8)计算产生 N 个新粒子(抗体);

b. 随机产生 N_0 个新粒子(抗体)。

步骤 6 基于浓度的粒子(抗体)选择。用式(9)计算步骤 5 中生成的 $N+N_0$ 个新粒子(抗体)的选择概率, 依概率大小选择 N 个粒子(抗体), 形成粒子(抗体)群 $P_{1,k}$ 。

步骤 7 粒子(抗体)群更新。将记忆库中的免疫记忆粒子(抗体)替换粒子(抗体)群 $P_{1,k}$ 中适应度较差的若干粒子(抗体), 形成新一代粒子(抗体)群体 P_{k+1} , 然后转步骤 4。

5 仿真算例及分析

算例系统以 IEEE 30 节点系统所给定的负荷为

基准值,采用典型日负荷预测曲线(见图 1)作为分段标准,假设变压器分接头的调节和电容器在 1 d 中的最大调节次数不超过 5 次,并假设系统中各节点负荷变化趋势一致,都以该负荷曲线的变化趋势为准,形成 IEEE 30 节点系统的动态无功优化问题。

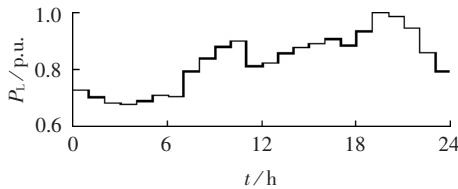


图 1 某典型日负荷预测曲线

Fig.1 A typical forecasted daily load curve

用本文方法对上述改进的 IEEE 30 节点系统进行测试,完全验证了优化算法的有效性。IEEE 30 节点系统数据参考文献[10],变压器变比的上、下限分别为 1.1、0.9,共分为 17 个档位,系统中电容器配置如表 1 所示。

表 1 IEEE 30 节点系统无功补偿数据

Tab.1 Reactive compensator data of IEEE 30-bus system

节点号	Q_{C1} /p.u.	$Q_{C,\max}$ /p.u.	n_{\max}	节点号	Q_{C1} /p.u.	$Q_{C,\max}$ /p.u.	n_{\max}
10	0	0.054	3	24	0	0.050	2
12	0	0.054	3	26	0	0.051	3
15	0	0.054	3	27	0	0.051	3
19	0	0.054	3	30	0	0.051	3
21	0	0.050	2				

注: Q_{C1} 、 $Q_{C,\max}$ 分别为当前和最大补偿量; n_{\max} 为最大组数。

首先,利用前面提到的负荷曲线智能化分段方法对给定的负荷预报曲线进行分段,根据负荷曲线的情况,负荷曲线的早高峰下坡不是很明显,即早高峰爬坡到晚高峰爬坡这段时间的负荷变化不是很剧烈,因而可以尝试将预测的负荷曲线划分为 4 段,分段结果如图 2 所示,分别是 0:00~7:00,7:00~18:00,18:00~22:00,22:00~24:00。

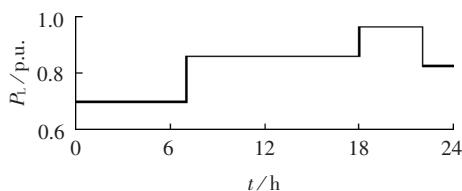


图 2 负荷分段后的电网日负荷曲线

Fig.2 The daily load curve after load dividing

对所分出的 4 个大时段综合利用自适应免疫 PSO 算法进行优化,各个时段的负荷取整个大时段的负荷平均值进行优化。算法用 Matlab 语言实现,在 Celeron 700 MHz/256 MB RAM 机器上运行。系统在投入优化前一天的有功损耗为 1.241 3 p.u.,而采取优化控制以后一天的有功损耗为 1.155 4 p.u.,下降了 6.92 %。

为了突出本文分段控制策略的有效性,图 3 给出了按本文方法和传统的自然分段方法进行优化系

统后各小时的网损对比。其中,自然分段方法也采用上述的自适应免疫 PSO 作为优化方法。

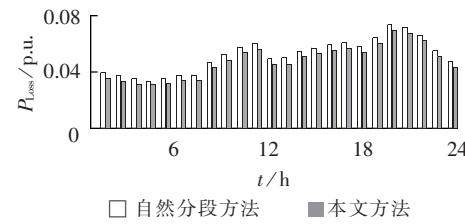


图 3 2 种算法网损的比较

Fig.3 Comparison of power loss between two algorithms

图 4 给出了节点 12 在 2 种分段方法下电容器的投切变化(图中 n_c 为电容电器组数;为了使图例更清晰,组数 0 用一接近于 0 的小正数代替)。

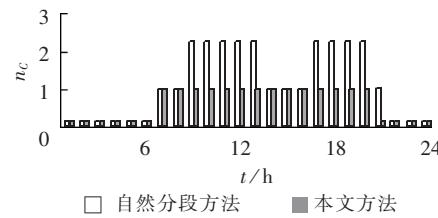


图 4 节点 12 的电容器优化组数

Fig.4 Optimal settings of compensators at bus 12

本文提出的方法在降损效果上比自然分段方法更为明显,且形成的控制策略更加简单有效,节点 12 的电容器组按自然分段的方法进行了 6 次投切,而按本文方法仅需要 2 次投切即可。

6 结语

提出了电力系统动态无功优化的完整模型和算法。该算法结合补偿设备动作次数的限制提出了负荷的智能化分段策略,在各大时段上利用自适应免疫粒子群算法实现系统在 1 d 内的最优控制方案。算例分析表明,该方法有效地减少了补偿设备和变压器分接头的动作次数,明显降低了系统在 1 d 内的网损。

参考文献:

- [1] 任晓娟,邓佑满,赵长城,等. 高中压配电网动态无功优化算法的研究[J]. 中国电机工程学报,2003,23(1):31-36.
REN Xiao - juan,DENG You - man,ZHAO Chang - cheng,et al. Study on the algorithm for dynamic reactive power optimization of distribution systems[J]. Proceedings of the CSEE,2003,23(1):31-36.
- [2] 邓佑满,张伯明,田田. 虚拟负荷法及其在配电网络动态优化中的应用[J]. 中国电机工程学报,1996,16(4):241-244.
DENG You - man,ZHANG Bo - ming,TIAN Tian. A fictitious load algorithm and its applications to distribution network dynamic optimizations[J]. Proceedings of the CSEE,1996,16(4):241-244.
- [3] 刘明波,朱春明,钱康龄,等. 计及控制设备动作次数约束的动态无功优化算法[J]. 中国电机工程学报,2004,24(3):34-40.
LIU Ming - bo,ZHU Chun - ming,QIAN Kang - ling,et al. Dynamic reactive-power optimization algorithm incorporating action number

- constraints of control devices [J]. Proceedings of the CSEE, 2004,24(3):34-40.
- [4] 胡泽春,王锡凡. 配电网无功优化的分时段控制策略 [J]. 电力系统自动化,2002,26(6):45-49.
HU Ze-chun,WANG Xi-fang. Time-interval based control strategy of reactive power optimization in distribution networks [J]. Automation of Electric Power Systems,2002,26(6):45-49.
- [5] 方兴,郭志忠. 配电网时变无功电压优化方法 [J]. 电力系统自动化,2005,29(9):40-44,54.
FANG Xing,GUO Zhi-zhong. Optimal time-varying reactive power and voltage control in distribution systems [J]. Automation of Electric Power Systems,2005,29(9):40-44,54.
- [6] KENNEDY J,EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE Conference on Neural Networks. Perth,Australia:[s.n.],1995:1942-1948.
- [7] 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.
- [8] 王磊,潘进,焦李成. 免疫算法 [J]. 电子学报,2000,28(7):74-78.
WANG Lei,PAN Jin,JIAO Li-cheng. The immune algorithm[J]. Acta Electronic Sinaica,2000,28(7):74-78.
- [9] 唐剑东,熊信银,吴耀武,等. 基于改进 PSO 算法的电力系统无功优化 [J]. 电力自动化设备,2004,24(7):81-84.
TANG Jian-dong,XIONG Xin-yin,WU Yao-wu,et al. Power system reactive power optimization based on modified particle swarm optimization algorithm [J]. Electric Power Automation Equipment,2004,24(7):81-84.
- [10] 张伯明,陈寿孙. 高等电力网络分析[M]. 北京:清华大学出版社,1996.

(责任编辑:李育燕)

作者简介:

沈茂亚(1981-),男,江苏射阳人,硕士研究生,主要从事电力系统运行与控制方面的研究(E-mail:shen_maoya@163.com);

丁晓群(1956-),男,江苏丹阳人,教授,主要从事人工智能在电力系统中的应用、电气设备故障诊断及配电自动化领域的教学和科研工作;

王宽(1981-),男,内蒙古通辽人,硕士研究生,主要从事电力系统运行与控制方面的研究;

侯学勇(1981-),男,江苏射阳人,博士研究生,主要从事电力系统运行与控制方面的研究;

徐进东(1980-),男,江苏泰州人,工程师,主要从事电力系统运行控制方面的研究。

Application of adaptive immune PSO in dynamic reactive power optimization

SHEN Mao-ya¹,DING Xiao-qun¹,WANG Kuan¹,HOU Xue-yong¹,XU Jin-dong²

(1. Hohai University,Nanjing 210098,China;

2. Taizhou Power Supply Company,Taizhou 225300,China)

Abstract: With the consideration of the varying load of power system,a complete mathematical representation of dynamic reactive power optimization and its calculation method are presented. According to load characteristics and combined with constraints of device action times,an intellectualized load dividing method using genetic algorithm is proposed. The optimal control mode on the whole is achieved by applying the immune system with immune information transacting mechanism and PSO(Particle Swarm Optimization) with adaptive factor for automatic adjust of momentum coefficient. The simulation on IEEE 30-bus system shows that,the proposed method reduces action times of compensatory devices and transformer taps,in which the switching time of capacitors at bus 12 is reduced from six to two, and the daily active power loss of the system is reduced from 1.2413 p.u. to 1.1554 p.u..

Key words: power system; dynamic reactive power optimization; load dividing; PSO