

文章编号: 1000-8152(2002)05-0737-04

应用神经网络和遗传算法的智能电网综合补偿控制的研究*

杨建, 罗安, 涂春鸣, 赵巍

(中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘要: 以变电站电网质量综合补偿控制为背景, 依照基本的三相平衡理论求出各相的补偿电抗参考值, 用神经网络对补偿后电网的质量参数进行预测, 并结合遗传算法对补偿的电抗值进行全局寻优, 实现对电网补偿的综合控制. 结果表明这一智能化的控制系统的性能是令人满意的, 证明了该算法的有效性.

关键词: 电网质量参数; 综合补偿; 快速傅立叶变换; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TM301.2

文献标识码: A

Research of intelligent comprehensive compensation for power system algorithm by applying neural network and genetic algorithm

YANG Jian, LUO An, TU Chun-ming, ZHAO Wei

(College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: This article takes the comprehensive compensation control in substation as research background. According to the power balance base principle, we obtain the reference reactance value, and use neural network to predict power system's important parameters which will be compensated. Combining with genetic algorithm, we gain the optimization compensation reactance value and realize the control of comprehensive compensation for power system. The results show the effect of this intelligent control system is good, and affirm the effect's validity of this algorithm.

Key words: valuable parameters of power system; comprehensive compensation; fast Fourier transform; neural network; genetic algorithm

1 引言(Introduction)

通过控制静止无功补偿装置 SVC (static var compensator) 来实现无功功率平衡和电压稳定是目前我国变电站广泛应用的一种措施. SVC 控制策略的研究已成为热点, 出现了专家系统控制器、神经网络自适应控制器^[1,2]等策略, 取得了较好的无功功率和电压控制效果. 但这些控制策略没有考虑 SVC 挂网运行时对电网造成的谐波放大及加剧电网不平衡度的问题; 谐波污染和三相不平衡是可能导致系统故障的关键问题, 只有在系统安全稳定运行的前提下, 才能谈及电能质量的提高, SVC 治理谐波、平衡三相电网的能力虽非常有限, 但至少不能增大电网谐波畸变率和三相不平衡度. 基于以上原因, 本文综合考虑无功功率、电压、谐波畸变率和负序电流等因素, 结合神经网络与遗传算法对 SVC 进行优化控制, 以满足实际需要.

2 系统原理(System principle)

本文采用遗传算法求取 SVC 的最优控制量, 并

且用前向神经网络对染色体的适应度值进行辅助计算. 为它提供决策信息, 具体表现为: 用神经网络对补偿后电网的参数进行预测, 根据期望值(电压期望值 V_r 、功率因数、三相平衡期望值 I_r) 和该网络预测输出计算遗传算法的适应度函数值, 再采用遗传算法对补偿值进行全局寻优, 从而得出系统的最优补偿电抗值, 达到最优控制效果.

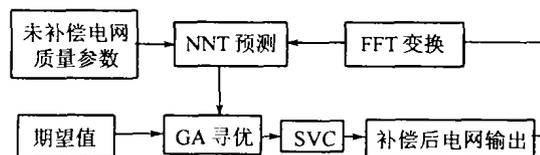


图 1 电网综合智能补偿系统原理图

Fig. 1 Principle of intelligent comprehensive compensation system

3 智能控制算法的研究 (Research of intelligent control algorithm)

3.1 预测神经网络的设计和训练 (Design and training of forecasting neural network)

* 基金项目: 国家 863(863-511-820-007)资助项目.

收稿日期: 2001-06-04; 收修改稿日期: 2002-03-28.

3.1.1 神经网络的设计(Design of neural network)

预测系统由三个神经网络构成,对应电网的三相.构造如图2(A相对应的网络),为一个三层前向网络,在理论上已经能逼近任意的非线性模型,故可以用来预测补偿后电网的输出参数^[3,4].

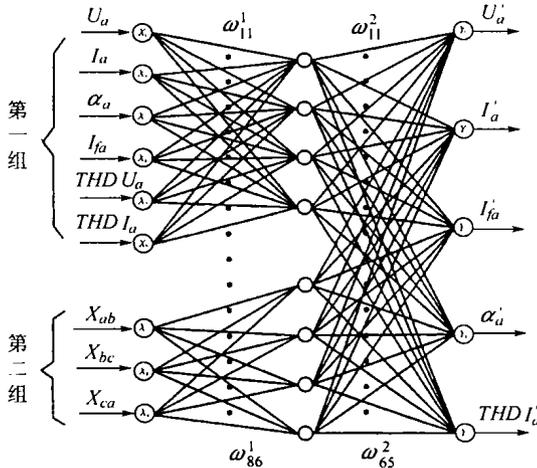


图2 用于预测A相参数的神经网络

Fig. 2 Neural network of forecasting A phase's parameters

该神经网络中,第一层为输入层,神经元输入变量为 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$, 对应补偿前电网的质量参数和三相电网中各相投入的电抗值.这是两种不同类型的输入量,将其分为两组,它们对应的隐含层神经元只与本组的输入神经元相关,这样不同类型的变量可直接影响输出,保持较好的灵敏度;每个独立的隐含层中含4个神经元.

输出层对应的值为 y_1, y_2, y_3, y_4, y_5 , 对应投入电抗后电网的质量参数;实际应用中,输入值和电网实际参数都要经过归一化处理,与输入输出对应的参数见3.1.2.

神经元通过权值 ω_{ij}^k 相连,表示 k 层中神经元 i 到 $(k+1)$ 层中神经元 j 的连接权,神经元采用 Sigmoid 函数:

$$O_i = \frac{1}{1 + \exp(-\sum x_i \omega_i + \sigma_i)} \quad (1)$$

O 表示输出, x_i 为输入, ω_i 为权值, σ_i 为阈值.

第一组隐含层节点的输入为:

$$\text{net}_l^2 = \sum_{j=1}^6 \omega_{lj}^1 O_j^1, \quad l = 1, 2, 3, 4. \quad (2)$$

第二组隐含层节点的输入为:

$$\text{net}_l^2 = \sum_{j=7}^9 \omega_{lj}^1 O_j^1, \quad l = 5, 6, 7, 8. \quad (3)$$

隐含层节点的输出为:

$$O_l^2 = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net}_l^2 + \sigma)}, \quad l = 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8. \quad (4)$$

对应网络的输出层有输入:

$$\text{net}_l^3 = \sum_{j=1}^8 \omega_{lj}^2 O_j^2, \quad (5)$$

输出:

$$y_l = O_l^3 = \frac{1}{1 + \exp(-\text{net}_l^3 + \sigma_l)}, \quad l = 1, 2, 3, 4, 5. \quad (6)$$

3.1.2 训练数据的获取(Obtaining of training data)

1) 第一组参数的获取.

对电网的电流电压采样值进行 FFT 变换,处理后可得出各相的相电压、线电压、相电流、线电流的有效值,功率因素角 $\alpha_a, \alpha_b, \alpha_c$, 负序电流 I_{fa}, I_{fb}, I_{fc} , 无功电流 I_{va}, I_{vb}, I_{vc} 和电流电压总谐波畸变率 THD_I, THD_U 等反应电网电能质量的参数,进而可得基波负荷阻抗 Z_{ab}, Z_{bc}, Z_{ca} , 三相平衡期望电流值 I , 等参数^[5].

2) 第二组参数的获取.

由三相功率平衡器的工作原理推导出三相平衡(Δ 形接法)应补偿电抗参考值 $X_{ab}^*, X_{bc}^*, X_{ca}^*$, 有^[6]:

$$X_{ab}^* = -j \frac{\sqrt{3}ABC}{R_3AB - R_2AC + \sqrt{3}X_1BC}, \quad (7)$$

$$X_{bc}^* = -j \frac{\sqrt{3}ABC}{R_1BC - R_3AB + \sqrt{3}X_2AC}, \quad (8)$$

$$X_{ca}^* = -j \frac{\sqrt{3}ABC}{R_2AC - R_1BC + \sqrt{3}X_3AB}. \quad (9)$$

其中: $A = |Z_{ab}|^2, B = |Z_{bc}|^2, C = |Z_{ca}|^2$.

用参考值构造三相补偿电抗值论域,各相论域为 $[k_{11}X_{ab}^*, k_{21}X_{ab}^*], [k_{12}X_{bc}^*, k_{22}X_{bc}^*], [k_{13}X_{ca}^*, k_{23}X_{ca}^*]$, 可取 $k_{11} = k_{12} = k_{13} = k_1, k_{21} = k_{22} = k_{23} = k_2$, 实际由经验取 $k_1 = 0.6, k_2 = 1.2$.

以 $0.6X^*$ 为起始值 $1.2X^*$ 为终值(若 X^* 为负值,两者互换),取 $\Delta X = 0.1X^*$, 将论域等距离散化,得 $7^3 = 343$ 组数值.这些值为第二组输入值.

3) 输出参数的获取:

按照第二组参数投切电抗,获取补偿后电网的质量参数,这些参数即为网络的期望输出值.

将这些参数相组合形成训练样本,作为预测神经网络的训练数据.

3.1.3 神经网络的训练(Training of neural network)

神经网络的输出第 t 个样本的均方误差为:

$$J_t = \frac{1}{2} [(y_1 - U'_a)^2 + (y_2 - I'_a)^2 + (y_3 - I'_{fa}) +$$

$$(y_4 - \alpha_a)^2 + (y_5 - THDI_a)^2], \quad (10)$$

则总的误差和为:

$$J_{total} = \sum_{i=1}^{343} J_i. \quad (11)$$

按梯度法调节神经网络的权值;采用批处理方式训练,权值迭代公式为:

$$\omega_{ij}(k+1) = \omega_{ij}(k) - \eta' \frac{\partial J_{total}}{\partial \omega_{ij}}. \quad (12)$$

式中: η' 为学习速率, j 为输出层神经元序号, t 为样本的序号^[7].

初始权值要在经输入累加后使隐含层和输出层的神经元状态为零,这样可以避免局部最小,保证其收敛性.

3.1.4 神经网络的预测 (Forecasting of neural network)

训练完成后,输入电网质量参数和系统要投切的电抗值,该网络可预测补偿后电网质量参数.至此,可用该预测神经网络结合遗传算法来对电网的最优投切电抗值进行全局寻优,达到综合指标最优控制.同时可用电网的实际输出对神经网络进行有监督的在线学习,使其更好的预测实际情况.

3.2 遗传控制算法的实现 (Realizing of genetic control algorithm)^[8,9]

3.2.1 染色体编码 (Gene encoding)

采用实数编码将三相电抗值看作三个基因,向量 $X = [x_{ab}, x_{bc}, x_{ca}]$ 便是染色体.

3.2.2 适应度函数的建立 (Construct of fitness function)

将神经网络看作一个广义的函数 $g(x)$, 因补偿前电网参数已定,此函数变量为投切电抗值,即基因值^[10].

建立电网综合补偿适应度函数,数学描述为:

$$f(X) = f(g_a(X), g_b(X), g_c(X)) = k_1 \Phi^* \Phi' + k_2 E^* E' + k_3 \Gamma^* \Gamma' + k_4 \Xi^* \Xi' + k_5 Z^* Z'. \quad (13)$$

Φ, E, Γ, Ξ 和 Z 为行向量,有:

$$\Phi = [\phi_1, \phi_2, \phi_3], E = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3], \\ \Xi = [\xi_1, \xi_2, \xi_3], Z = [\zeta_1, \zeta_2, \zeta_3].$$

其中

$$\phi_i = m_1(V_r - y_{1i}) \quad (y_{1i} \text{ 对应三相电压的预测值}), \\ \varepsilon_i = m_2(I_r - y_{2i}) \quad (y_{2i} \text{ 对应三相电流的预测值}) \\ \varphi_i = m_3 L_i, \\ \xi_i = m_4 y_{4i} \quad (y_{4i} \text{ 对应三相功率因数角的预测值}),$$

$$\zeta_i = m_5 M_i,$$

$$L_i = \begin{cases} 0, & y_{3i} \leq Y_{3i}, \\ y_{3i}, & y_{3i} > Y_{3i}. \end{cases} \quad (14)$$

Y_{3i} 为投入电抗前电网的负序电流, y_{3i} 对应三相负序电流的预测值^[11]

$$M_i = \begin{cases} 0, & y_{5i} \leq Y_{5i}, \\ y_{5i}, & y_{5i} > Y_{5i}. \end{cases} \quad (15)$$

Y_{5i} 为投入电抗前电网的电流总畸变率, y_{5i} 对应三相电流总畸变率的预测值, $i = 1, 2, 3$; V_r 为电压期望值, I_r 为期望三相平衡电流值, m_1, m_2, m_4 为权系数, m_3, m_5 为罚因子,取较大值.

3.2.3 初始种群的确定 (Determination of initial population)

采用伪随机数在 X 论域空间里产生电抗值组成染色体作为神经网络的输入,输出用于计算适应度函数值.

3.2.4 选择 (Selection)

计算出种群中染色体适应度 ($\sum f(X)$), 再计算适应度 ($1 - f(X)_i / \sum f(X)$), 以此作为选择概率 P_s . 在交叉和变异操作后, 根据 P_s 保留最优的染色体, 形成新的种群.

3.2.5 交叉和变异 (Crossover and mutation)

对种群中的个体进行随机配对, 采用等位交叉的方式, 以 P_c 的概率进行交叉操作; 同时以概率 P_m 进行变异操作, 克服可能陷入的局部最优解.

3.2.6 收敛判据 (Convergence criterion)

在连续的 N 代种群中, 如果: $|\Delta f(X)| \leq \varepsilon$ (ε 为一事先根据经验确定的一很小的数), 则停止种群的进化; 否则继续.

通过遗传算法取得综合控制的最优值后, 对电网进行补偿, 达到控制综合补偿目的. 并由电网的实际输出反馈进一步完善预测神经网络以达到更好的控制效果^[12].

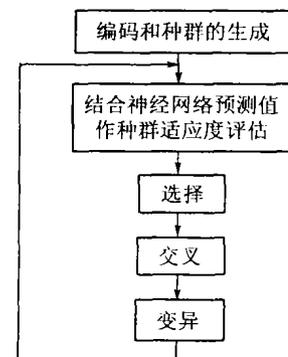


图3 遗传算法的基本流程

Fig. 3 Neural network of forecasting A phase's parameters

4 控制结果(Control results)

以 PⅢ600 的工控机作为控制器,采用可控硅投切电抗的方式,在 Delphi 5.0 的环境下开发了控制软件,于某冶炼厂配电站投入运行(整个控制系统在另文中论述),下面是取 $P_c = 0.6$, $P_m = 0.001$ 经收敛后(耗时 5.202 秒)所得到的控制效果(见表 1 和图 4,5,6).为加强可比性,选取的是在补偿前后(负荷情况基本不变)两天中的相同时段的记录.

表 1 电能质量参数比较表

Table 1 Comparison of power quality parameters

	三相不平 衡度/(%)	电压/V	功率因数	电流谐波总 畸变率/(%)
补偿前 (平均值)	9.42	212	0.74	4.67
补偿后 (平均值)	3.39	225	0.99	4.91

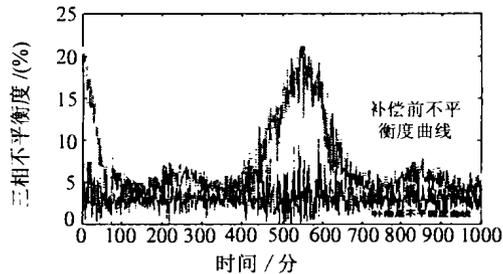


图 4 三相不平衡度曲线

Fig. 4 Curve of current imbalance percent

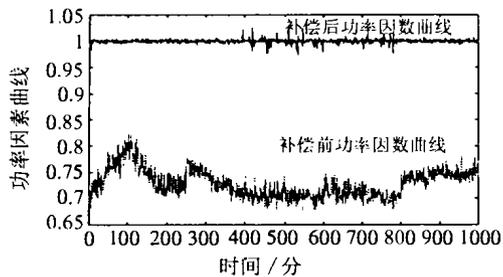


图 5 功率因数曲线

Fig. 5 Curve of power factor

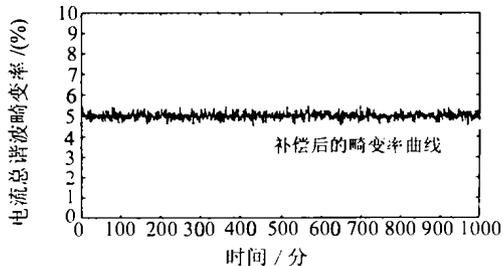


图 6 电流总谐波畸变率曲线

Fig. 6 Curve of total current harmonic distortion

5 结论(Conclusion)

本文利用快速 FFT 算法求取电网的质量参数,依照基本的三相平衡理论求出各相的补偿电抗参考值,用神经网络对补偿后电网的质量参数进行预测,

并结合遗传算法对补偿的电抗值进行全局寻优,实现对电网补偿的综合控制.基本解决了变电站电压、无功综合调节的要求,该电网的功率因数由 0.74 上升到 0.99,三相不平衡度由 9.42% 下降到 3.39%,电压由 212V 上升到 225V,总电流谐波畸变率基本保持不变;可见各项综合指标均达到了要求,证明了该算法的有效性.

参考文献(References)

- [1] Willis M J, Massimo C D, Morris A J, et al. Artificial neural networks in process engineering [J]. IEE Proc-D, 1991, 138(3): 256 - 266
- [2] El-Sadek M Z, El-Saady G, Abo-El-saud M. Variable structure adaptive neural network static VAR controller [J]. Electric Power Systems Research, 1998, 45(3): 65 - 68
- [3] Sun Zengche, Zhang Zaixin, Deng Zhideng. Intelligent Control Theory and Technology [M]. Beijing: Tsinghua University Publishing House; Nanning: Guangxi Science Technology Publishing House, 1997 (in Chinese)
- [4] Shu Huailin. Analysis of PID neural network multivariable control systems [J]. Acta Automatica Sinica, 1999, 25(1): 105 - 111
- [5] Dong Shaopin, Chen Shigeng, Wang Yang. Digital Signal Process Basemen [M]. Harbin: Harbin Industrial University Publishing Company, 1996 (in Chinese)
- [6] Shi Hanji. Symmetrical reactive power compensation for unbalanced three phases load [J]. Power System Technology, 1998, 22(2): 40 - 43 (in Chinese)
- [7] Wang Yongji, Tu Jian. Neural Network Control [M]. Beijing: China Machine Press, 1998 (in Chinese)
- [8] Holland J H. Genetic algorithm [J]. Science, 1992, 11(6): 4 - 31 (in Chinese)
- [9] Ren Pin. Genetic algorithms (an overview) [J]. Journal of Engineering Mathematics, 1999, 16(1): 1 - 8 (in Chinese)
- [10] Wen Jinyu, Jiang Zhenghua. Genetic algorithm based reactive power optimization and its application in Ezhou city power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 1(2): 45 - 48 (in Chinese)
- [11] Wen Jinyu, Liu Pei, Cheng Shijie. Genetic algorithm and its applications to power systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 1996, 20 (10/11): 56 - 60, 60 - 65 (in Chinese)
- [12] Peng Jianqun, Huang Chun, Wang Yaonan. Intelligent adaptive PID controller design for static var compensator [J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences Edition), 1999, 10(5): 50 - 55 (in Chinese)

本文作者简介

杨建 1978 年生. 硕士. 主要从事控制理论, 电力系统控制器和工业控制器开发等方面的研究.

罗安 1957 年生. 教授, 博士生导师. 主要从事各种智能控制, 计算机应用技术, 现代电力系统控制理论和应用技术, 机电一体化理论和技术的研究.

涂春鸣 1976 年生. 博士. 主要从事现代电力系统控制理论和应用技术等方面的研究.

赵巍 1976 年生. 硕士. 主要从事工业自动化, 电力电子系统应用等方面的研究.