

基于遗传算法和神经网络控制的并联型有源电力滤波器的研究

汤其彩¹, 刘惠康¹, 赵锦华²

(1. 武汉科技大学 信息科学与工程学院, 湖北 武汉 430081; 2. 湖北黄冈中州窑炉有限公司)

[摘要]有源电力滤波器(APF)是一种用于动态抑制谐波,补偿无功的新型电力电子装置,谐波的实时检测和补偿控制非常重要。本文对比分析了传统的并联型有源电力滤波器检测控制方法,提出了将神经网络和遗传算法应用于谐波检测控制电路中,通过神经网络控制器对电网谐波进行分析预测,并通过开关决策来控制补偿电流发生电路从而实现滤除谐波的功能。仿真结果表明了该控制器的有效性。

[关键词]并联型有源电力滤波器;神经网络;谐波;遗传算法

0 引言

随着现代工业的发展,非线性负荷被广泛应用于电力系统。当向电网注入大量的谐波电流时,也增加了供电系统的元件损耗,危害设备,故谐波污染受到广泛关注。为防止谐波的危害,应采取相应措施对其抑制或补偿。传统的抑制方法是装设无源滤波器,但由于其自身的缺点导致滤波效果不能达到预期的要求。目前采用电力有源滤波器抑制谐波,可准确地掌握电网谐波电流的实际状况。电力系统中常用有源电力滤波器来治理谐波污染,有源电力滤波器(APF)通过采用开关模式的电力电子变流器产生与谐波电流大小相等,相位相反的谐波电流来消除电力系统中的谐波,从而克服无源滤波器存在的缺陷。

本文在对比分析了传统检测控制方法的基础上,提出了一种新的谐波电流检测控制方法——基于遗传算法和神经网络的电流检测控制方法。

1 传统检测控制方法

并联型有源电力滤波器的目的是控制逆变器使其输出的电流跟踪所需补偿的非线性负荷的谐波电流。目前主要有两种控制方法,即电流跟踪控制和电压控制。并联型有源电力滤波器的电流跟踪控制方法主要有三种,即周期采样控制、滞环比较控制、三角载波控制。周期采样控制方法主要是根据有源滤波器输出电流与参考电流的比较

结果在采样脉冲的上升沿改变 PWM 脉冲的状态。周期采样控制方法的优点是控制非常简单,器件的开关频率被限制在采样时钟频率以内;滞环比较控制法的优点是能够控制有源电力滤波器电流跟踪的精度及改变开关的频率;三角载波控制是将有源滤波器输出的补偿电流与参考电流的误差经比例积分处理后与三角载波进行比较,产生相应的 PWM 脉冲,这种控制方法比上述两种方法复杂。电压控制方法是指一旦知道了电压源逆变器的参考输出电压,则根据直流侧电容电压得知可以采用各种电压控制方法使逆变器输出电压跟踪参考电压的变化。这种方法是通过控制有源电力滤波器的输出电压,使其输出电流跟踪参考电流的变化,因此称为电压控制法。电压控制的方法很多,如空间矢量 PWM 控制、预估电流 PWM 控制、无差拍 PWM 控制、自适应 PWM 控制、磁通轨道 PWM 控制、模糊逻辑 PWM 控制以及神经网络 PWM 控制。本文提出了一种基于遗传算法和神经网络的谐波检测控制方法。

2 基于遗传算法和 CMAC 神经网络的谐波电流检测新方法

2.1 APF 系统神经网络控制的基本原理

APF 的作用如图 1 所示,由于如图中的非线性负载,负载电流是由电源电流中基波成分 i_1 和谐波成分 i_h 组成,因此当没有 APF 时,谐波电流

[收稿日期]2006-11-30;[修改稿收到日期]2007-01-08

[作者简介]汤其彩(1982-),男,江苏盐城人,硕士研究生,主要研究方向为控制理论与控制工程。

将会污染电网电流 i_s 。APF 与非线性负载并联, 产生一个补偿电流 i_c 以满足负载谐波的需求。这些电路的关系如下:

$$i_s = i_L - i_c = i_1 + i_h - i_c \quad (1)$$

从式(1)可以看到, 如果 $i_c = i_h$, 那么 $i_1 = i_s$ 。式中, i_L 为负载电流; i_1 为电源电流中的基波成分; i_h 为谐波电流; i_c 为补偿电流, 即 APF 的输出。

为了使 APF 能够输出适当的补偿电流, 一个恰当的控制器是必需的, 这里将采用神经网络来控制, 其中神经网络的输入为负载电流样本数据, 输出用于 APF 产生补偿电流。

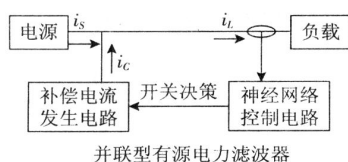


图1 APF 系统神经网络控制的基本原理

2.2 CMAC 神经网络的结构及原理

CMAC 模型由 J. S. Albus 于 1975 年最先提出的, 它是小脑模型关节控制器 (Cerebella model articulation controller) 的简称, 是仿照小脑控制肢体运动的原理而建立的神经网络模型, 是一种典型的局部逼近神经网络, 具有学习能力和学习速度快的优点, 还具有线性结构、算法简单等特点, 有一定泛化能力, 已经成功地应用于机器人控制、模糊控制和非线性时间序列分析等领域。它与感知器 (Perceptron) 比较相似, 虽然从每个神经元看, 其关系是一种线性关系, 但从其结构总体看 CMAC 模型可以适合任何一种非线性的影射关系, 而且 CMAC 从输入开始就存在一种综合能力, 对一个样本输入进行学习后, 可以对其相邻的样本产生一定的效应, 因此在输入空间中, 相邻近的样本在输出空间中也比较相近, 同时 CMAC 的算法是十分简单的 δ 算法, 它的收敛速度比 BP 快得多, 尤其是它把输入在一个多维状态空间中的量, 映射到一个比较小的有限区域, 只要对多维状态空间中部分样本 (少部分) 进行学习, 就可达到要求, 因此 CMAC 特别适合于实时控制, 它具有自适应的作用, 也便于硬件化^[7]。CMAC 的学习是采用 δ 学习率进行的, 通常 F 不是一维的, 用 $F(s_i)$ 来表示多维情况的输出, F_0 为要求输出值, 通过调节 A_p 中与输出有关的 $|A^*|$ 个地址中的权 w_i 而得到

$$dw = \frac{\beta}{|A^*|} [F_0 - F(s_i)] \quad (2)$$

式中, β 为步长; $|A^*| = C$ 为综合聚类神经元数; F_0 为教师; $F(s_i)$ 为网络的实际输出矢量; $F(s_i) = wx_0$, x_0 为 A_p 中的输入矢量。

在 x_0 的分量中只有选中的 $|A^*|$ 个单元分量为 1, 而其它的为 0。而在本文设计了误差要求 ε , 如果 $F_0 - F(s_i) \leq \varepsilon$ 时, 那么对应的权值不需要修改, 如果没有达到要求则继续修改权值, 直到达到精度要求为止, 学习算法可用图 2 来表示。

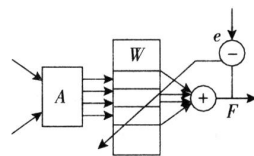


图2 CMAC 算法原理图

每个权值的修正公式为

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \beta \frac{F_0 - F(s_i)}{|A^*|} \quad (3)$$

$$F(s_i) = \sum_j w_{ij} \quad (4)$$

其中 e 为返回于 A 进行重复计算的值。

2.3 用遗传算法 (GA) 获得 CMAC 的训练样本

在 CMAC 的训练过程中需要大量的样本对, 也就是说当取不同的负载电流波形时, 相应的使得逆变器能输出合适的补偿电流的开关位置量, 虽然开关位置可以从实际中通过测量得到, 但由于测量的精度以及所需的数量太大, 实现起来存在着一定的困难, 本文将采用遗传算法优化产生训练样本对。

进化算法又称模拟进化优化方法, 是一种模拟生物进化的过程具有自适应的优化方法, 它在科学和工程应用的多个领域应用得很成功。进化算法的对象是一组染色体的集合, 在 APF 系统中, 它对应着 PWM 控制器中的可由 1 和 0 表示的管子开关信号, 不需要进行编码和解码的过程。优化的目标函数定义为

$$e = n_k \sum_{k=1}^n [i_c^*(k) - i_c(k)]^2 \quad (5)$$

式中, $i_c^*(k)$ 为理想补偿电流的第 k 次采样值; $i_c(k)$ 为染色体代表的补偿电流的第 k 次采样值; n 为每个周期内的采样点数。

随机产生初始解群后, 目标函数被用来评价每个染色体所代表的解的优劣, 用随机方式选取一定数目的比较优秀的个体, 通过一定的概率选

择应用复制、较差、变异等方式来繁殖下一代. 这一步骤不断重复, 直至迭代次数达到获得满意的解为止^[8]。

3 并联型有源电力滤波器的系统构成

如图 1 所示的 APF 由两部分组成, 即补偿电流发生器和神经网络控制器。神经网络控制器是通过 GA 从大量的典型非线性负载波形中获得训练数据, 由 CMAC 完成离线和实时训练, CMAC 实时训练计算量非常小, 只是几个权值的线性相加, 这也是 CMAC 速度非常快的原因之一。补偿电流发生器由直流电压源(DCVS)和逆变器组成。逆变器可主要由六只开关管做成, 直流电压源为其提供电源, 在神经网络控制器的开关控制信号的控制下动作, 产生补偿电流完成对电网的谐波补偿。

4 仿真研究

根据上面所给出的算法, 在 MATLAB 环境下进行仿真研究, 其中 CMAC 的训练是在离线的环境下进行的。负载电流中含有 3 次、5 次、7 次、9 次和 11 次谐波, 其幅值分别不超过基波幅值的 50 %、30 %、10 %、5 % 和 0.1 %。下面以三相电路中的 a 相为例, 负载电流中的 3 次、5 次、7 次、9 次和 11 次谐波, 其幅值分别为基波幅值的 20 %、30 %、10 %、5 % 和 0.1 %, 定义波形畸变率 $T =$

$$\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_n^2} / I_1 = 37.8 \%, \text{各图形如图 3 所示。}$$

图 3 中的 (a) 为由代 ANN 控制的有源滤波器产生的补偿电流, 即向电网馈入的补偿电流。图 (b) 是对电网补偿后的电网负载电流, 可以看出, 接入带 ANN 控制的 APF 系统后, 负载电流的畸变得到极大的改善, 接近于正弦波, 此时的 $T = 3.5 \%$ 。这表明当负载电流含有谐波成分时, 利用 ANN 控制的 APF 可以提供适合的补偿电流, 使负载电流畸变大幅度降低, 补偿效果较好。

5 结论

有源滤波器的控制过程是一个典型的非线性过程, 因此非常适合用神经网络来实现。因此, 本文提出了将遗传算法和神经网络应用于有源滤波器的控制系统, 并讨论了神经网络的结构、算法以及训练样本的产生。仿真表明了此方法的可行性。

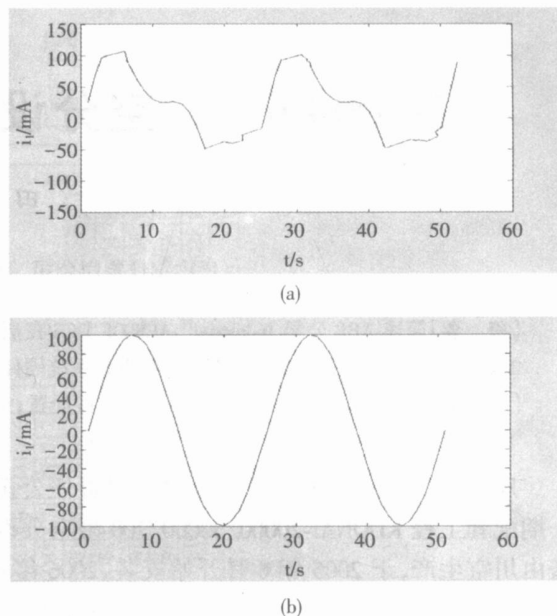


图 3 仿真结果

[参 考 文 献]

- [1] 李士勇. 模糊控制·神经控制和智能控制论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998.
- [2] 王跃, 杨君, 王兆安. 采用负载电流检测控制方式的单相并联混合型有源电力滤波器[J]. 电工电能新技术, 2002, 21(4): 29-32.
- [3] 李凤祥, 赵不贿. 谐波抑制和无功功率补偿技术的研究与应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2001, 13(5): 26-28.
- [4] 姜齐荣, 赵东元, 陈建业. 有源电力滤波器——结构、原理、控制[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [5] IEEE Task Force on Harmonic Impacts. Effects of harmonics on equipment[J]. IEEE Trans Power Delivery, 1993, 8(2): 672-680.
- [6] 李维波. MATLAB 在电气工程中的应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2006.
- [7] Stones J, Collinson A. Power quality [J]. Power Engineering Journal, 2001, 15(2): 58-64.
- [8] Bakirtzis A G. A neural network short term load-forecasting model for the greek power system [J]. PWRs Presented in IEEE/ PES, 1995, 95: 544-745.

[编辑: 魏衡江]