

文章编号:1672-058X(2013)03-0050-05

# 基于神经网络的非整次谐波检测算法仿真研究<sup>\*</sup>

连磊, 江明<sup>\*\*</sup>, 张永, 鲍学礼

(安徽工程大学 安徽省检测技术与节能装置重点实验室, 安徽 芜湖 241000)

**摘要:**介绍了存在于电力系统的非整次谐波检测算法仿真问题, 针对传统的谐波检测算法不能有效的检测非整次谐波问题, 提出了一种新型谐波检测算法即基于神经网络的非整次谐波检测算法, 通过 DSP Builder 建模以及 ModleSim 功能仿真、Quartus 时序仿真可以看出此算法对于非整次谐波检测具有很好的实时性以及准确性。

**关键词:**神经网络; 谐波; 非整次; DSP Builder

**中图分类号:**TP274

**文献标志码:**A

非整次谐波是频率为基波频率非整数倍的谐波, 是由于负载电流幅频特性以及相位改变而产生的。非整次谐波通常会对电力系统设备造成诸多损害, 如会使感应电机铁损增加造成电机额外升温效率降低, 非整次谐波产生的波形畸变也会改变数字继电器的电压过零点造成仪器采样误差, 增加能量损耗等。因此, 治理非整次谐波已经成为当前电力行业迫切需要解决的问题, 在传统的谐波检测方法中, 基于瞬时无功功率理论的谐波检测方法较适用于检测三相三线制电路的总谐波量, 但其不能分解各次谐波分量; 基于傅里叶分析的谐波检测算法可以有选择的补偿谐波, 但计算量大, 且传统的谐波检测算法通常是针对整数次谐波的检测, 而针对非整次谐波的检测方法较少。谐波检测是谐波治理的关键环节, 非整次谐波的波形其周期大于工频周期, 此特性可以作为谐波检测依据, 基于神经网络的谐波检测算法可以有效的检测非整次谐波。

## 1 算法分析

基于神经网络的非整次谐波检测算法可以检测出各次谐波以及基波分量的幅值和相角, 由于其是基于单相电路提出的, 所以可以方便的应用于单相或者三相电路中, 而且与傅里叶分析相比, 由于是实时采样处理, 且并行运算能力强大, 因此有很好的实时性。在此将神经网络能量函数应用于非整次谐波检测中, 提出了一种基于神经网络的非整次谐波检测算法。

神经网络是一种自适应反馈网络, 它的控制系统可以看成是由输入到输出的一个映射, 利用它的学习能力和适应能力实现系统的映射特性, 从而完成对系统的建模和控制。基于神经网络的非整次谐波检测简化模型如图 1 所示。 $X_i$  为检测到的谐波信号,  $x(t)$  为谐波源信号,  $e(t)$  为二者之差。系统的输出  $X_i$  经过神经网络连接权  $W$  组合得到  $x(t)$  自动返回至输入  $i(t)$ , 对误差  $e(t)$  自动调节, 使系统迅速收敛达到稳定状态。

收稿日期:2012-07-16; 修回日期:2012-09-01.

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61172131); 安徽检测技术与节能装置省级实验室项目(10111406006); 安徽省科学技术厅科技计划项目(1206c0805006); 安徽省教育厅自然科学研究重点项目(KJ2012A035).

作者简介:连磊(1986-), 男, 安徽淮南人, 硕士研究生, 从事电力电子技术与现代电力传动控制研究.

<sup>\*\*</sup> 通讯作者:江明(1965-), 男, 安徽芜湖人, 教授, 硕导, 从事电力电子技术与现代电力传动控制以及开关电源研究.

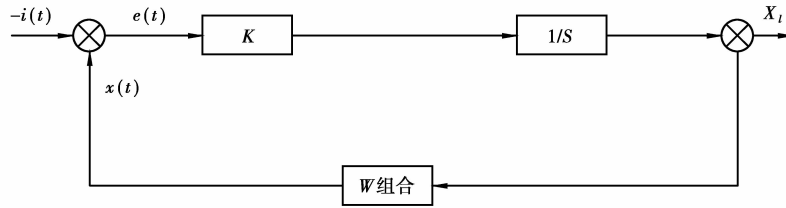


图1 基于神经网络的非整次谐波检测简化模型

$$i(t) = \sum_{k=1,3,\dots}^N X_k \sin(\Phi_k(t)) = \sum_{k=1,\dots}^l X_k \sin(k\omega t + \Phi_k)$$

$$x(t) = \sum_{l=1,3,\dots}^N X_l \sin(\Phi_l(t)) = \sum_{l=1,\dots}^l X_l \sin(l\omega t + \Phi_l)$$

$$e(t) = x(t) - i(t)$$

定义状态向量  $\theta = (\hat{X}_l, \hat{\Phi})$ ,  $\hat{X}_l, \hat{\Phi}$  分别代表谐波源的幅值和相位。则有:

$$\dot{\hat{X}} = k(x(t) - i(t)) \sin \hat{\Phi}_l$$

其中参数  $k$  的选取对谐波检测性能至关重要,当  $k$  值选择恰当时,可以使  $x(t)$  逼近  $i(t)$ ,且随  $i(t)$  的幅相特性变化而变化,使系统快速收敛达到新的稳定状态。

## 2 非整次谐波检测系统设计

通常含有谐波成分的负载电流三角级数形式可以写成:

$$x(t) = \sum_{l=1,\dots}^l (A_{kl} \sin l\omega t + B_{kl} \cos l\omega t) = \sum_{l=1,\dots}^l (X_l \cos \phi_l \sin l\omega t + X_l \sin \phi_l \cos l\omega t)$$

各次谐波的幅值  $X_l$  和相角  $\phi_l$  公式如下:  $X_l = \sqrt{A_{kl}^2 + B_{kl}^2}$ ;  $\phi_l = \arctan \frac{B_{kl}}{A_{kl}}$ , 谐波检测系统对负载电流进行采样

检测,设采样时间  $t_k$  时刻的采样值为  $i_k$ ,则相应的谐波量为  $x(t_k) = \sum_{l=1,\dots}^l (A_{kl} \sin l\omega t_k + B_{kl} \cos l\omega t_k)$ ,  $x(t_k)$  为谐波电流期望值,而实际采样电流值为  $i_k$ ,通过建立神经网络目标函数:

$$\xi_k = 0.5 \left[ \sum_{l=1,\dots}^l (A_{kl} \sin l\omega t_k + B_{kl} \cos l\omega t_k) - d_k \right]^2 \quad (1)$$

利用神经网络能量函数对  $\xi_k$  进行优化处理,使谐波电流期望值与实际值差值达到最小,给出能量函数为  $E = \xi_k$ 。

由  $\frac{dE}{dt} \leq 0$  知神经网络能量函数单调递减,当且仅当  $\frac{dE}{dt} = 0$  时,  $E$  达到极小值稳定点。分析  $\xi_k$ ,因  $w$  与  $t_k$  都是已知量,因此  $\sin l\omega t_k$  与  $\cos l\omega t_k$  成为未知量  $A_l$  与  $B_l$  的系数,定义向量<sup>[1]</sup>:

$$X_k = [A_{kl}, B_{kl}, \dots, A_{kn}, B_{kn}]^T$$

$$Y_k = [\sin \omega t_k, \cos \omega t_k, \dots, \sin l\omega t_k, \cos l\omega t_k]^T$$

则式(1)可以写为  $\xi_k = 0.5 (X_k^T Y_k - d_k)^2 = 0.5 (d_k^2 - 2X_k^T Y_k d_k + X_k^T Y_k Y_k^T X_k)$ ,由此式可知  $\xi_k$  是  $X_k$  的函数,将

$\frac{dE}{dt} \leq 0$  转化为对状态求导的条件:

$$\frac{dX_k}{dt} = -k \frac{\partial E}{\partial X_k} = -k \frac{\partial \xi_k}{\partial X_k} \quad (2)$$

$$\frac{\partial \xi_k}{\partial X_k} = \left[ \frac{\partial \xi_k}{\partial A_{k1}}, \frac{\partial \xi_k}{\partial B_{k1}}, \dots, \frac{\partial \xi_k}{\partial A_{kl}}, \frac{\partial \xi_k}{\partial B_{kl}} \right]^T \quad (3)$$

$$\frac{\partial \xi_k}{\partial A_{kl}} = \left[ \sum_{l=1, \dots}^l (A_l \sin l \omega t_k + B_l \cos l \omega t_k) - d_k \right] \sin(l \omega t_k) \quad (4)$$

$$\frac{\partial \xi_k}{\partial B_{kl}} = \left[ \sum_{l=1, \dots}^l (A_l \sin l \omega t_k + B_l \cos l \omega t_k) - d_k \right] \cos(l \omega t_k)$$

将式  $E = \xi_k$  与式(3)、(4)代入式(2)可得:

$$\frac{dA_{kl}}{dt} = \left[ \sum_{l=1, \dots}^l (A_l \sin l \omega t_k + B_l \cos l \omega t_k) - d_k \right] \sin(l \omega t_k)$$

$$\frac{dB_{kl}}{dt} = \left[ \sum_{l=1, \dots}^l (A_l \sin l \omega t_k + B_l \cos l \omega t_k) - d_k \right] \cos(l \omega t_k)$$

则由此可得未知量:

$$A_{kl} = \left[ \sum_{l=1, \dots}^l (A_l \sin l \omega t_k + B_l \cos l \omega t_k) - d_k \right] \sin(l \omega t_k) dt \quad (5)$$

$$B_{kl} = \left[ \sum_{l=1, \dots}^l (A_l \sin l \omega t_k + B_l \cos l \omega t_k) - d_k \right] \cos(l \omega t_k) dt \quad (6)$$

由式(5)、(6)可建立特定次谐波检测系统如图 2 所示,其工作流程为取定积分常数  $K$ ,给  $A_{kl}$  和  $B_{kl}$  赋初值,取  $t_k$  时刻采样值  $i_k$  计算,得到  $A_{kl2}$  和  $B_{kl2}$  再返回运算。

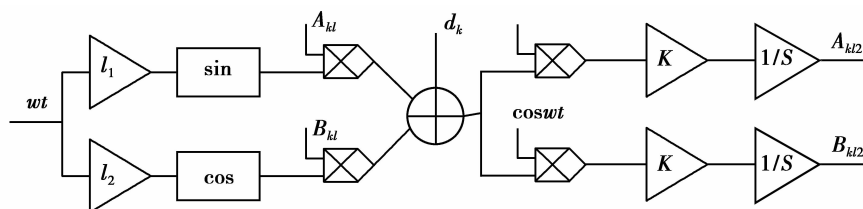


图 2 特定次谐波检测系统

### 3 建模仿真及结果

利用算法级设计软件 DSP Builder 构建基于神经网络的非整次谐波检测算法模型,如图 3 所示。如果在同一个检测系统中用到多个不同的信号模型,会使系统设计复杂化。本仿真中采用了一种幅值相位以及频率都可调的正弦信号发生系统,只需改变输入值,就能实现幅值相位频率的改变,可以满足检测系统对信号的要求,简化了系统设计。图 3 中信号发生子系统主要由三部分组成,一是由 Delay、Parallel Adder Subtractor 和 Phaseword 模块构成的相位累加器;二是由 Parallel Adder Subtractor 和 BusConversion 模块构成的相位调整部分;三是由 Product 和 BusConversion 模块构成的幅度控制部分。由以上信号发生子系统加上 product 模块、Parallel Adder Subtractor 模块、增益 gain 模块以及 integrator 积分模块构成了基于神经网络的非整次谐波检测模型。

模型中频率控制字为 6 600 000,幅度控制字为 110,相位控制字为 0 和 68,各仿真结果如图 4 至图 6 所示。DSP-Builder 非整次谐波检测系统,在 Simulink 中完成系统级仿真后,通过 SignalCompiler 组件把 Simulink 的 mdl 文件转换成 VHDL 文件以及针对 HDL 仿真器 ModelSim 的 testbench 测试文件。并通过 ModelSim 对生成测试文件代码进行功能仿真。仿真结果如图 4 所示。通过 Quartus II 对 VHDL 生成的代码进行时序仿真,仿真结果如图 5 所示。非整次谐波幅值、相位系数检测仿真结果如图 6 所示。通过仿真结果可以看出基于神经网络的非整次谐波检测算法满足谐波检测时序要求,在 30 us 左右仿真基本可以达到稳定,具有很好的精确度以及实时性。

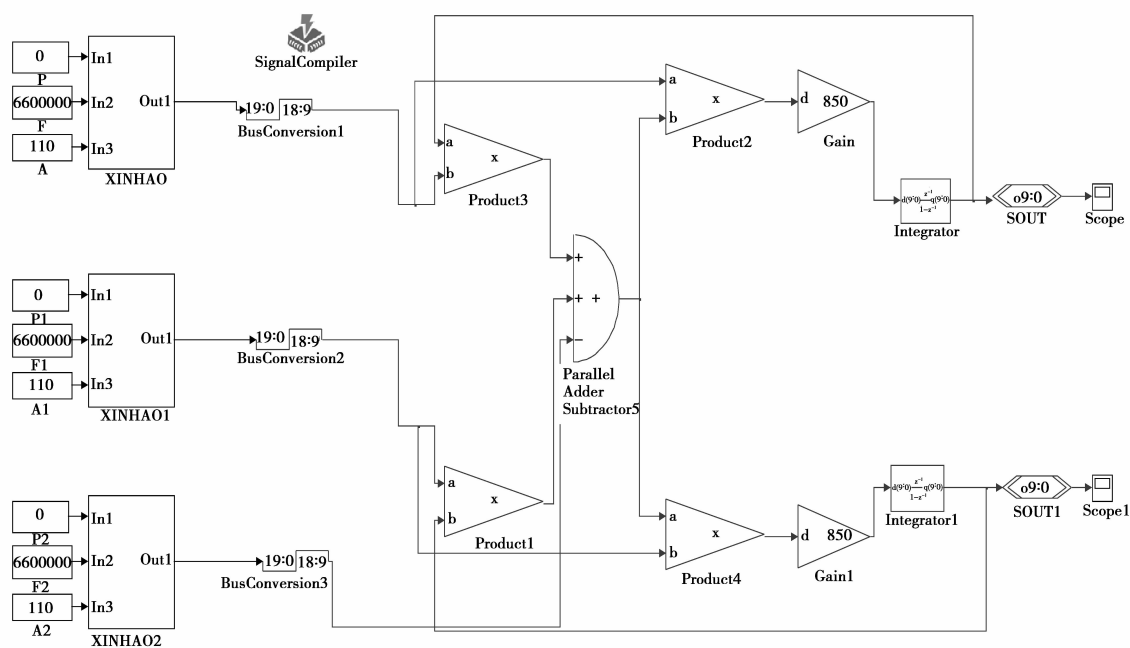


图3 基于神经网络的非整次谐波检测算法 DSP Builder 仿真图

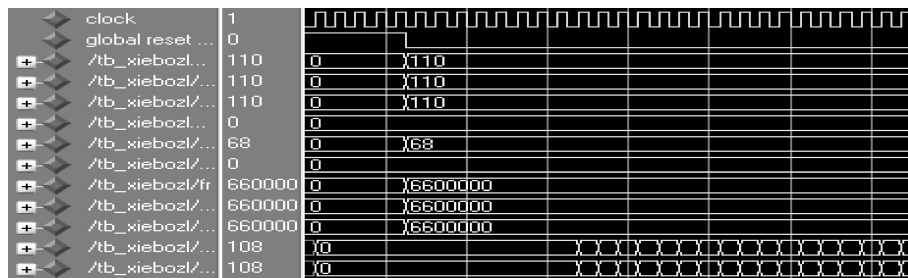


图 4 ModleSim 功能仿真图

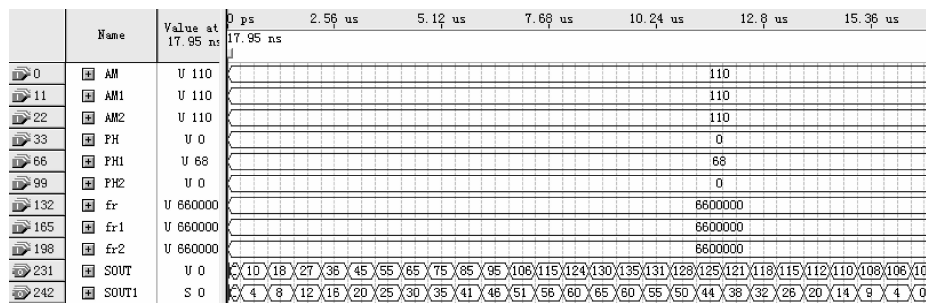


图 5 Quartus 时序仿真图

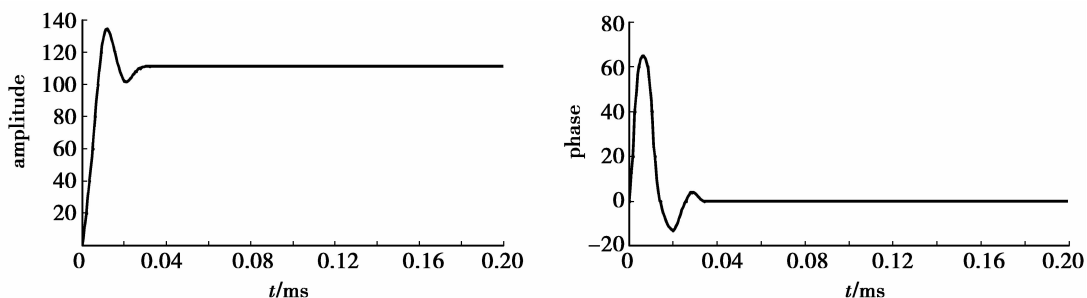


图 6 非整次谐波幅值、相位系数检测结果仿真图

## 4 结束语

基于神经网络的谐波检测算法通过 DSP Builder 中的建模仿真以及利用 ModleSim、Quartus 等软件的功能、时序仿真,可以看出在 30 us 左右仿真即达到基本稳定,比传统的谐波检测方法更快更准,有效的验证了该算法在非整次谐波检测中的实时高效性以及精确性。基于神经网络的谐波检测算法有效的解决了电网谐波治理中非整次谐波检测的问题,优化了电力系统环境,提高了电力质量。

### 参考文献:

- [1] OSOWSKI S. Modeling of Sinusoidal Function for Nonlinear Signal Processing Applications[J]. Electronics Letter, 1991, 27(8): 642-643
- [2] EID A, ABDEL S. Active power filters for harmonic cancellation in conventional and advanced aircraft electric power systems[J]. Electric Power Systems Research, 2008, 5(5): 1-9
- [3] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社, 2005
- [4] KHOA T, BINH T, KHOA T. Hopfield Network and Parallel Genetic Algorithm for Solving State Estimate in power systems[J]. Proceedings of 2004 International Conference on Power System Technology, 2004(5): 845-849
- [5] 王兆安, 杨君, 刘进军, 王跃. 谐波抑制和无功功率补偿[M]. 2 版. 北京:机械工业出版社, 2009

## Research on Non-integer Harmonic Detection Algorithm Simulation Based on Neural Network

**LIAN Lei, JIANG Ming, ZHANG Yong, BAO Xue-li**

(Anhui Key Laboratory for Detecting Technology and Energy Conservation Equipment,  
Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China)

**Abstract:** This paper mainly introduces non-integer harmonic detection algorithm simulation in electric power system and puts forward a kind of new harmonic detection algorithm i. e. non-integer harmonic detection algorithm, based on neural network according to that traditional harmonic detection algorithm can not effectively detect non-integer harmonic. Through DSP Builder modeling, ModelSim function simulation and Quartus timing simulation, it is verified that this algorithm has very good real-time property and accuracy for non-integer harmonic detection.

**Key words:** neural network; harmonic; non-integer; DSP Builder

责任编辑:代小红