

文章编号:1000-582X(2010)08-042-04

BP 网络的谐波检测方法分析

程培源, 张猛, 樊波, 董涛

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原, 713800)

摘要:介绍了一种基于 BP 网络的谐波检测分析方法。该方法通过对 BP 网络模型的选取解决了隐层的学习问题, 应用于电力系统谐波检测。根据傅立叶形式 BP 网络的输出等价于傅立叶级数, 将 BP 网络设计成一个单输入单输出系统, 以三角函数作为“激励函数”构成隐层空间, 采用梯度下降法调整权值。为保证 BP 网络的收敛性, 根据李亚普诺夫定理, 限定学习率 η 的范围。仿真结果表明, 利用该方法可以有效地提高 BP 网络的收敛速度和计算精度, 快速获得各次谐波高精度的幅值和相位。

关键词: Back Proragation 网络; 谐波检测; 傅立叶; 梯度下降法

中图分类号: TP929

文献标志码: A

Harmonic detection method analysis based on BP network

CHENG Pei-yuan, ZHANG Meng, FAN Bo, Dong Tao

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shanxi, P. R. China)

Abstract: A harmonic detect method based on BP network in power system is introduced. It resolves the problem learning of Hidden layer and can be used to detect power system harmonic. For the output of the Fourier form of BP network is equal with the Fourier series, the network is designed to be a SISI system. Hidden layer is composed with Fourier trigonometric functions as activation functions. Gradient descent is adopted to adjust weight. To ensure the convergence of the BP network, learning step η is set according to Lyapunov theorem. Simulation result shows that it improves the convergence speed and the precision of calculation. It acquires the harmonic magnitude and phrase precisely and quickly.

Key words: BP network; harmonic detect; fourier; gradient descent

各种电力电子装置在电力系统、工业、交通及家庭中的应用日益广泛, 谐波所造成的危害日益严重, 降低了电气设备的效率和利用率, 使电气设备运行不正常, 严重影响了电力系统的安全稳定运行^[1]。因此, 对谐波含量进行实时检测, 准确掌握电力系统中的谐波状况是十分必要的。

目前提出的各种谐波检测算法可能在某一方面具有优越性, 但都存在一些问题。如基于小波分析

的检测法, 在实时性上有了改善, 但在兼顾动态性和补偿效果上存在缺陷; 自适应检测法及自适应干扰对消法, 动态性能不够理想, 适合动态变化缓慢的情况; 快速傅立叶变换法运算量大, 计算时间较长, 使得谐波检测的实时性较差^[2-3]。文献[4]提出的直接检测方法显著提高了动态响应速度, 具有较好的检测精度, 但该算法在随机性和动态性方面还存在不足之处。近年来, 神经网络在诸多领域迅速发展起

收稿日期: 2010-02-10

基金项目: 空军科研基金资助项目(KJZ06623)

作者简介: 程培源(1967-), 男, 空军工程大学副教授, 主要从事军用电源设备教学和科研工作, (Tel) 13474541249;
(E-mail) dongtao-gaojian@163.com。

来,逐步被应用于谐波检测,取得了一定的成果,但都局限于对初相位的事先确定,存在缺陷^[5-7]。文献[8-9]提出的多层次前向神经网络实现了谐波幅值和相位的同时检测算法,但存在易陷入局部极值、训练速度慢、缺乏选择初始权值的依据、随机性大的缺点,在很大程度上影响网络的泛化能力。BP网络是基于多层次感知器误差的反向传播学习算法,其结构简单,可操作性强,能模拟任意的非线性输入输出关系。因此,将BP网络引入到电力系统谐波检测中,将BP网络设计成一个单输入单输出系统,合理设计隐层函数个数,采用梯度下降法调整各层BP网络之间的连接权值,加快收敛速度。仿真结果表明,利用该谐波检测模型可以有效地提高BP网络的收敛速度和计算精度,快速获得电力系统基波及各次谐波高精度的幅值和相位。

1 基于傅里叶变换的谐波检测方法分析

谐波是正弦波分量,其频率为基波频率的整数倍。在实际的电力系统中,电压、电流的波形都是周期的不规则的畸变波形,以基波周期为 T_0 且含有各次谐波的非正弦电压 $u(t)$ 为例,若满足狄里赫利条件,利用傅里叶级数将周期的畸变波形分解成恒定的直流分量、基波分量及谐波分量,可分解为式(1)的形式

$$u(t) = A_0 + \sum_{k=1}^K [A_k \cos(k\omega_0 t) + B_k \sin(k\omega_0 t)], \quad (1)$$

式中: ω_0 为基波频率角速度; A_0 为直流分量; A_k 为谐波的余弦项系数, B_k 为谐波的正弦项系数; k 为基波和各次谐波次数,最高谐波次数为 K 。

但实际谐波检测的采样次数是有限的,设对 $u(t)$ 每个周期均匀同步采样 N 点,采样周期为 T_s ,得到离散序列 $\{u(n)\}$,根据采样定理 $N \geq 2K+1$,则将 $u(t)$ 的表达式转化成离散形式即用离散点代替连续点,则离散傅里叶级数形式为

$$u(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u(n) W_N^{kn} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u(n) \cos\left(\frac{2\pi}{N} kn\right) - j \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u(n) \sin\left(\frac{2\pi}{N} kn\right). \quad (2)$$

因为 $A_k = \frac{2}{T} \int_0^T u(t) \cos(k\omega_0 t) dt$,

$$B_k = \frac{2}{T} \int_0^T u(t) \sin(k\omega_0 t) dt, \quad (3)$$

$$k\omega_0 t = k \frac{2\pi}{T} \times n \frac{T}{N} = \frac{2\pi}{N} kn,$$

$$dt = \Delta t = \frac{T}{N}, \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} \text{则 } A_k &= \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u(n) \cos\left(\frac{2\pi}{N} kn\right) = 2\operatorname{Re}[U(k)] \\ B_k &= \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} u(n) \sin\left(\frac{2\pi}{N} kn\right) = -2\operatorname{Im}[U(k)], \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

第 k 次谐波电压的幅值: $U_k = \sqrt{\frac{(A_k^2 + B_k^2)}{2}}$, 相角
 $\varphi_k = \operatorname{arctg}\left(\frac{B_k}{A_k}\right)$ 。

电流各次谐波的相应参数的计算方法类似于电压各次谐波相应参数的计算。实际上的畸变波形所含各次谐波分量的幅值在各个周期内不会完全相同,其数值可能相差较大,而且还可能是随机变化的。在测量和计算各次谐波的有效值时,应当给出它在3 s内平均的有效值,这样便可以对暂态现象和谐波加以区别。离散傅立叶算法具有很强的滤波能力,减少了前向通道误差,降低了系统成本,适合于进行电力线路的继电保护和谐波分析。但离散傅立叶算法复杂,运算量大,因此可以采用快速傅立叶变换FFT以提高运算速度^[1]。

2 基于BP网络的谐波分析方法

2.1 BP网络模型的选取

由于BP网络模型直接影响谐波分析的实时性和测量精度。所以在收敛的前提下,尽量选用结构简单的网络。BP网络是一种强有力的静态非线性映射学习系统,其结构简单且易于编程。其中BP算法解决了隐层的学习问题,可以以任意精度逼近任何非线性函数,可应用于电力系统谐波测量中。

BP算法应用于谐波分析中,主要涉及3个方面:输入、学习问题、网络结构的构建。待测信号为BP网络的输入,输出为所要检测的基波和各次谐波信号的幅值及相角。为了加快训练的速度,应该把训练样本的范围缩小,选择对输出结果影响大的信号数据。对于学习率的选取,在不影响收敛的前提下,应该选择收敛速度较快的学习率^[2]。

2.2 BP网络模型的构建

当 $k \rightarrow \infty$ 时,傅立叶系数 A_k, B_k 趋向于零, k 取得越大,则精度越高,因此可以用傅立叶级数的前

$2k+1$ 项部分和代替 $u(t)$ 。傅立叶级数是正交的三角函数系的线性组合,取前 $2k+1$ 项作为基函数构造傅立叶基 BP 网络。

根据傅立叶基 BP 网络的输出等价于傅立叶级数,将 BP 网络设计成傅立叶级数形式的单输入单输出系统。它具有一个输入变量和一个输出变量,结构分为 3 层:输入层、隐层和输出层。基于傅立叶级数的 BP 网络基本的设计思想是:用正交三角函数作为激励函数构成隐层空间,由于输入层与隐层之间的连接权值为 1,输入量可以直接映射到隐层空间。BP 网络的输出单元的输出是所有隐层单元的线性组合,仅需要调节隐层和输出层之间的连接权值,便可得到该 BP 网络正确的映射关系。因此,BP 网络将输入层与输出层的非线性映射关系转化成了隐层与输出层之间的线性映射关系^[3]。结构如图 1 所示。

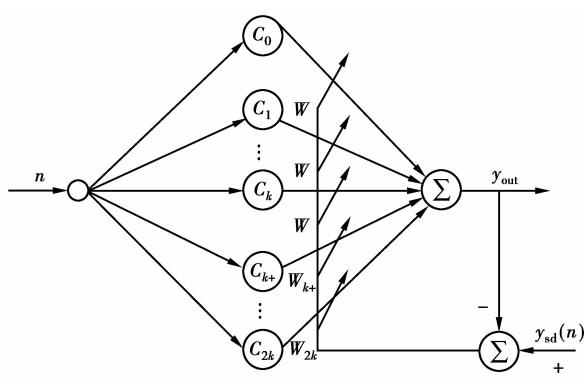


图 1 基于傅里叶级数的 BP 网络模型

其中 C 为隐层的激励函数, $c_i = \cos(i\omega_0 n T_s)$, $c_j = \sin(j\omega_0 n T_s)$ 。 W 为 BP 元的权值,权值矩阵为 $W = [w_0, w_1, \dots, w_{2K}]^T$ 。 $y_{out}(n)$ 为 BP 网络的输出

$$\begin{aligned} y_{out}(n) &= \sum_{i=0}^K w_i \cos(i\omega_0 n T_s) + \\ &\quad \sum_{j=K+1}^{2K} w_j \sin[(j-K)\omega_0 n T_s] = \\ &\quad \sum_{i=0}^K w_i c_i + \sum_{j=K+1}^{2K} w_j c_j = W^T C. \end{aligned} \quad (6)$$

$e(n)$ 为误差函数, $e(n) = y_{sd}(n) - y_{out}(n)$, 当网络输出与期望值不一致时,存在输出误差 $E(n) = \frac{1}{2} e^2(n) = \frac{1}{2} [y_{sd}(n) - y_{out}(n)]^2$ 。

经过多次训练,当输出误差小于设定的最小误差 E_{min} 时停止训练,此时得到 BP 网络的权值矩阵 W 。基波、谐波的幅值和相位根据 W 计算得到

$$\text{基波幅值 } A_1 = \sqrt{w_1^2 + w_{N+1}^2}, \text{ 基波相角 } \varphi_1 =$$

$\arctan(w_1/w_{N+1})$, 谐波幅值 $U_k = \sqrt{w_k^2 + w_{N+k}^2}$, 谐波相角 $\varphi_k = \arctan(w_k/w_{N+k})$ 。

2.3 权值调整

BP 算法采用梯度下降法调整权值,使误差不断减小。如果在输出层得不到期望输出,就转为误差反向传播,即把误差信号沿连接路径返回,并通过修改各层 BP 网络之间的连接权值,使误差信号最小,如式(7)。但每一步求解都取局部最优,容易陷入局部极小点,导致收敛速度变慢^[4]。

$$\begin{aligned} \Delta W &= -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial e} \cdot \frac{\partial e}{\partial y} \cdot \frac{\partial y}{\partial W} = \eta \cdot e \cdot c \\ W(n+1) &= W(n) + \Delta W. \end{aligned} \quad (7)$$

学习步长 η 的选取将直接影响 BP 网络的收敛性。在实际应用中,很难确定一个固定的最佳学习步长。若步长过小,收敛速度太慢,而步长过大,又会使训练出现振荡,反而使迭代次数增加。为了保证 BP 网络的收敛性,根据李亚普诺夫定理 1,令 $0 <$

$$\eta < \frac{2}{2K+1}, \text{ 其中隐层函数个数为 } 2K+1.$$

3 仿真验证

电力系统中的畸变波形所含的谐波成分差别很大,所以合理选择样本,能够缩短训练时间,提高测量精度。在基波频率确定的情况下,精简样本数量可以减少训练时间,减轻网络权值的记忆负担。BP 算法的误差曲面可能有多个局部极小点,而且在训练空间的不同区域曲率也是变化的。因此选择一些小的随机值作为初始权值,避开可能的鞍点^[9-15]。采用式(8)信号,其各频率组成如表 1 所示

$$y_n = \sum_{k=1}^5 A_k \cdot \sin(k \cdot \omega_0 \cdot n \cdot T_s + \varphi_k). \quad (8)$$

表 1 期望信号源

谐波	基波	2	3	4	5
频率	50	100	150	200	250
幅值	230	0.1	12	0.1	2.7
相位	0	10	20	30	40

设定谐波的最高次数为 5 次,因此取 $K=5$,舍去直流分量,BP 网络拓扑结构设计为 $1 \times 10 \times 1$ 。设采样频率为 1 000 Hz,采样 100 个点,给定训练最小误差 $E_{min}=10^{-6}$,学习速度 $\eta=1.8/11=0.16$,随机产生权值,仿真结果如图 2 所示。

初始值都是随机选取,初始值对整个网络的影响不大,因此 BP 网络的自适应能力比较强。经过 3

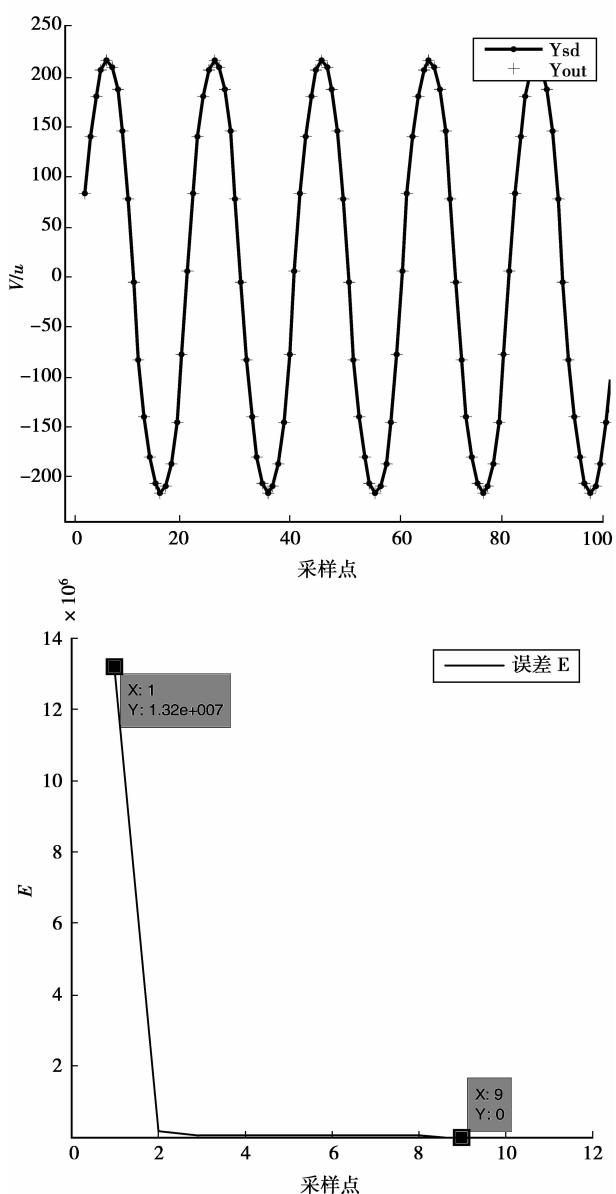


图 2 谐波检测仿真结果

次训练误差 E 就已经减小了 10^4 倍, 收敛速度很快。第 9 次训练后误差 E 只有 1.32×10^{-7} , 仿真结果精度较高。输出点 Y_{out} 与信号源 Y_{sd} 拟合度较高。根据调整之后的权值矩阵即可以得到基波和谐波的幅值和相位。基于 BP 网络的电力系统谐波检测方法具有收敛速度快、计算精度高的特点, 有效避免了 BP 算法存在收敛速度慢、容易陷入局部极小的缺陷。

4 总 结

由于傅立叶级数形式的 BP 网络模型与电力系统谐波模型相匹配, 因而利用该模型进行谐波分析可以有效地提高 BP 网络的收敛速度和计算精度,

快速获得电力系统的基波及各次谐波高精度的幅值和相位, 因而在电力系统谐波测量中有较大的应用价值。鉴于 BP 网络本身与学习过程的复杂性, 目前在实际工程应用中受到一定限制。在已知信号源的基础上进行训练, 学习过程尚需要迭代多次。因而, BP 网络的谐波检测方法在实际工程应有中有待于完善提高。

参考文献:

- [1] 裴源. 基于 BP 网络算法的电力系统谐波分析方法 [D]. 长沙:长沙理工大学, 2007.
- [2] 蒲春, 孙政顺, 赵世敏. Matlab 神经网络工具箱 BP 算法比较 [J]. 计算机仿真, 2006, 23(5): 142-144.
PU CHUN, SUN ZHENG-SHUN, ZHAO SHI-MIN. Comparison of BP Algorithms in Matlab ANN toolbox [J]. Computer Simulation, 2006, 23(5): 142-144.
- [3] 王小华, 何怡刚. 一种新的基于神经网络的高精度电力系统谐波分析方法 [J]. 电网技术, 2005, 29(3): 72-75.
WANG XIAO-HUA, HE YI-GANG. A new neural network based power system harmonics analysis algorithm with high accuracy [J]. Power System Technology, 2005, 29(3): 72-75.
- [4] 孙生鸿, 李鹏, 陈志业. 谐波及无功电流的直接检测方法 [J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(19): 52-55.
SUN SHENG-HONG, LI PENG, CHEN ZHI-YE. Harmonic and reactive currents detection for active power filter [J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(19): 52-55.
- [5] 周黄斌, 周永华, 朱丽娟. 基于 MATLAB 的改进 BP 网络的实现与比较 [J]. 计算技术与自动化, 2008, 27(1): 28-29.
ZHOU HUANG-BIN, ZHOU YONG-HUA, ZHU LI-JUAN. Implementation and comparison of improving BP neural network based on MATLAB [J]. Computing Technology and Automation, 2008, 27(1): 28-29.
- [6] LI H, MA X Y. Application of multi-layer feed-forward neural network for electric system harmonic measurement [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2003, 40 (2): 15-17.
- [7] ZOUIDI A, FNAIECH F, AL-HADDAD K. A multi-layer neural network and an adaptive linear combiner for on-line harmonic tracking [J]. Intelligent Signal Processing, 2007: 1-6.

(下转第 68 页)

- sensor using for electromotion aid steering system[J]. Industrial Instrumentation & Automation, 2009(5):37-39.
- [11] 喻洪麟, 巴军, 何安国. 环型空间阵列扭矩传感器设计及电磁分析[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(8):1687-1691.
YU HONG-LIN, BA JUN, HE AN-GUO. Design and electromagnetic analysis of ring-space array torque sensor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(8):1687-1691.
- [12] LEE J Y, KAUH S K, HA K P. Development of a disc-type torque meter for an automatic transmission vehicle[J]. Journal of Automobile Engineering, 2005, 219(12): 1443-1449.
- [13] DOONER D B, ZAMBRANAM N. Use of non-circular gears for crankshaft torque balancing in I. C [J]. Engines, 2005, 1904(1): 197-212.
- [14] 何安国, 鲁双全. 球栅尺读数头电路系统研究[J]. 仪表技术与传感器, 2008(9):109-112.
HE AN-GUO, LLU SHUANG-QUAN. Research on reader head electrocircuit system for spherocyn TM encoder [J]. Instrument Technique and Sensor, 2008(9):109-112.
- [15] 徐游. 电磁学[M]. 北京:科学出版社, 2004.

(编辑 陈移峰)

(上接第45页)

- [8] 汤胜清, 程小华. 一种基于多层前向神经网络的谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(18):90-94.
TANG SHENG-QING, CHENG XIAO-HUA. A harmonic measuring approach based on multilayered feed forward neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(18):90-94.
- [9] 贾俊川, 李大勇, 李卫国, 等. 基于多层前向神经网络的基波检测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2009, 10(37):101-105.
JIA JUN-CHUAN, LI DA-YONG, LI WEI-GUO, et al. An approach to fundamental detection based on multi-layered feed forward neural network [J]. Power System Protection and Control, 2009, 10(37):101-105.
- [10] LU Z G, LI B, YI Z G, et al. A gradient recurrence algorithm for neural networks[J]. Control Theory and Applications, 2005, 24 (7):16-18.
- [11] CAI B P, LIU Y H, YU L L. Research on space vector PWM based on wavelet neural network[J]. Theory Research, 2009, 9: 1-4.
- [12] NEGNEVITSKY M, RINGROSE M. Monitoring

multiple harmonic sources in power systems using neural networks[J]. Power Tech, IEEE Russia, 2005: 1-6.

- [13] TOBIAS H, JOERG W. Survey of the present state of the art of piezoelectric linearmotors[J]. Ultrasonics, 2006, 38:37-40.
- [14] 武美先, 张学良, 温淑花, 等. BP 神经网络及其改进 [J]. 太原科技大学学报, 2005, 26(2):120-131.
WU MEI-XIAN, ZHANG XUE-LIANG, WEN SHU-HUA, et al. Summarization of BP neural network's improvement [J]. Journal of Taiyuan University of Science and Technology, 2005, 26(2):120-131.
- [15] 胡新晚, 宋绍民, 廖代文. 基于 BP 神经网络的谐波检测方法的研究 [J]. 广西轻工业, 2009, 2(2):64-66.
HU XIN-WAN, SONG SHAO-MIN, LIAO DAI-WEN. Harmonic detection method research based on BP Network [J]. Guangxi Journal of Light Industry, 2009, 2(2):64-66.

(编辑 候湘)