

文章编号: 1000-582X(2011)12-061-06

采用 BP 神经网络的基波高精度检测方法

付志红¹, 王好娜¹, 曹敏², 王勇¹, 张淮清¹

(1. 重庆大学 电气工程学院 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044;
2. 云南电力试验研究院(集团)有限公司 电力研究院, 云南 昆明 650217)

摘要:提出一种基于 BP(Back Propagation)神经网络的电网基波频率和幅值的高精度检测方法。正弦信号过零点两侧对称两点连线与时间轴的交点和频率满足单调关系, 但并非严格的线性关系, 而且与幅值无关, 据此用 BP 神经网络建立该交点与频率的映射关系, 并提出了对称点优化选取方法。仿真表明, 提出的算法对频率的检测精度达到 10^{-4} , 幅值的检测精度高达 10^{-5} , 远远高于普通傅里叶变换(Fast Fourier Transformation, FFT)算法和 FFT 加 Hanning 窗算法; 随机噪声和谐波对该方法测量精度的影响很小, 具有较强的抗干扰能力。

关键词: BP 神经网络; 电力系统; 基波检测; Matlab 仿真

中图分类号: TM 935

文献标志码: A

A high precision detecting method for fundamental using BP neural network

FU Zhi-hong¹, WANG Hao-na¹, CAO Min², WANG Yong¹, ZANG Huai-qing¹

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;

2. Yunnan Electric Power Test & Research Institute, Kunming 650051, Yunnan, P. R. China)

Abstract: High precision detecting on grid fundamental wave is the basis of energy measurement, power quality assessment and power system automation. This paper presents a high precision detecting method for frequency and amplitude of grid fundamental based on BP neural network. The results show that the intersection of symmetry two points which are between the both sides of signal's zeros-crossing has monotone relation with frequency, but no linear relation. The intersection is independent with amplitude. Accordingly, we set the mapping of the intersection and the frequency with the BP neural network, and then propose the optimal selection method of symmetry points. These simulation results show that the precisions of frequency and amplitude are so high to 10^{-4} and 10^{-5} , which are much higher than FFT and Hanning window algorithms. These influences of random noise and harmonic on this method are very small, so it has strong anti-interference.

Key words: back propagation network; electric power systems; fundamental detecting; Matlab simulation

收稿日期: 2011-06-02

基金项目: 重庆市科技攻关计划项目(CSTC, 2011AB3003); 国家自然科学基金资助项目(40874094)

作者简介: 付志红(1966-), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力电子、电磁探测技术、电能计量,
(Tel)023-65111709; (E-mail)fuzhihong@cqu.edu.cn。

电力系统基波测量的精度是电能计量和电能质量评估的基础。目前频率测量技术主要有硬件技术和软件技术^[1-3]。硬件技术通过滤波整形电路和锁相环实现,增加了硬开销。软件测频算法主要有:傅里叶算法、解析法、周期法、误差最小化原理类算法、

谱分析法,正交去调制法、最小二乘法(LMS)、卡尔曼滤波法和牛顿迭代法等^[4,8]。

周期法原理简单易于实现,但对噪声和谐波的抗干扰差^[5-6]。基于傅立叶离散变换的算法较为常用,但存在频谱泄漏和栅栏效应^[3]。解析法涉及复杂的数学推导,精度总体不高,一般达 10^{-3} 。正交去调制法需要精细的滤波技术,需要避免冲击频率动态干扰^[7]。人工神经网络已广泛用于联想记忆、图像处理和模式识别等许多方面^[10-11],但是用于电网基波精确测量较为少见^[9]。提出一种基于 BP 神经网络的电网基波频率和幅值的检测方法,并且与 FFT 算法和加 Hanning 窗的 FFT 算法进行了对比,并讨论了随机噪声和谐波对提出算法的影响。

1 基于 FFT 加窗的频率和幅值测量

设一电网信号,经过滤波器滤除谐波,得到基波信号,其解析式如下

$$x(t) = A \cos(2\pi ft + \varphi) \quad (1)$$

其中 A 、 f 、 φ 分别为基波信号的频率、幅值和相位。

实际的工程测量受各种因素的影响,很难做到真正同步采样。非同步采样时 Nf/f_s 不是整数^[2]。设

$$k + \alpha = Nf/f_s \quad (2)$$

其中 $k = \text{int}(Nf/f_s)$, α 为取整后的余数, N 为采样点数, f 为信号频率, f_s 为采样频率。

1.1 矩形窗(Rectangle)插值的 FFT 算法

矩形窗为

$$\omega_r(n) = 1, 0 \leq n \leq N-1 \quad (3)$$

用矩形窗进行截断,得到加窗信号的频谱(DTFT)为

$$x_r(e^{j\omega}) = x_r(e^{j\omega}) * \omega_r(e^{j\omega}) = A_r W_r(\omega \cdot \omega_i) e^{j[\varphi_i - (N-1)\omega/2]} \quad (4)$$

其中 $W_r(\omega) = \frac{\sin(N\omega/2)}{N\sin(\omega/2)}$ 为矩形窗。

设峰值点左右两侧的最大和次最大的谱线分别为 k 和 $k+1$, 有

$$\alpha_r = \frac{N}{\pi} \arccot\left(\frac{\beta_r}{\sin \pi/N} + \cot \frac{\pi}{N}\right) \quad (5)$$

其中, $\beta_r = \frac{|x_r(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi k}{N}}}{|x_r(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi(k+1)}{N}}}$, 信号的幅值估计为

$$A_r = \frac{|x_r(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi k}{N}} \pi \alpha_r}{\sin(\pi \alpha_r)} \quad (6)$$

信号的频率估计为

$$f_r = \frac{(k + \alpha_r) f_s}{N} \quad (7)$$

1.2 加海宁(Hanning)窗插值的 FFT 算法

海宁窗为

$$\omega_h(n) = 0.5 - 0.5 \cos(2\pi n/N), 0 \leq n \leq N-1 \quad (8)$$

与 1.1 推导过程类似,利用峰值点左右两侧的最大和次最大的谱线的幅值,再利用洛必达法则近似得到

$$\alpha_h = \frac{2 - \beta_h}{1 + \beta_h} \quad (9)$$

其中, $\beta_h = \frac{|x_h(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi k}{N}}}{|x_h(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi(k+1)}{N}}}$

信号的幅值估计为

$$A_h = \frac{|x_h(e^{j\omega})|_{\omega=\frac{2\pi k}{N}} 2\pi \alpha_h (1 - \alpha_h^2)}{\sin(\pi \alpha_h)} \quad (10)$$

信号的频率估计为

$$f_h = \frac{(k + \alpha_h) f_s}{N} \quad (11)$$

2 BP 神经网络的频率和幅值测量

2.1 BP 神经网络的基本思想

文中方法的流程图如图 1。

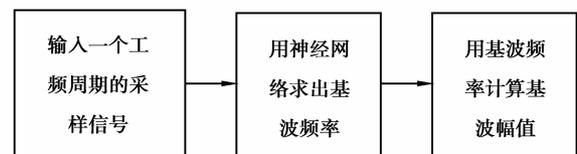


图 1 算法流程图

BP 算法采用最优化中的梯度下降法,由两部分组成:信息正向传播和误差逆向传播。信息正向传播过程中,输入信号从输入层经隐层单元逐层传播,最后传向输出层。如果在输出层不能得到期望的输出,则转入误差逆向传播,将输出信号的误差沿原来的连接通路返回;用迭代运算求解权值,通过修改各层神经元的权值,使得误差信号减小,直至达到期望目标^[12-13]。

只有一个隐层的三层神经网络,只要隐节点足够多,就可以以任意精度逼近一个非线性函数^[14]。选取三层 BP 神经网络,原理如图 2 所示。

2.2 BP 网络中隐层节点数的确定

隐层节点数的设计是 BP 网络构建中的关键,

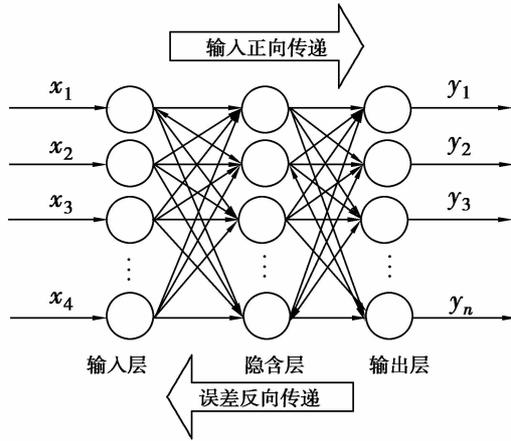


图 2 三层 BP 网络结构

直接影响网络的容量、泛化能力、学习速度和输出性能。从网络容量和函数逼近的通用性考虑,隐单元数目越多越好;从网络的泛化能力来考虑,隐单元数目不宜过多,每增加一层,计算量将呈指数倍增加,从而使训练时间变长,还容易陷入局部极小点而得不到最优^[15]。遗憾的是至今为止,尚没有确定最佳隐层单元数的方法。取 1 个输入,1 个输出,由反复实验得到 10 个隐层节点。

2.3 频率测量原理

将时域信号作为神经网络的输入,利用过零点采样,保证采样起始角为零。图 3 显示了 45、50 和 55 Hz 3 种频率信号。记 $\omega_0 = 100\pi$, $\alpha_0 = \pi$, 则点 $D(\alpha_0, 0)$ 为 50 Hz 信号的过零点, 设 $A(\alpha_A, y_A)$ 和 $B(\alpha_B, y_B)$ 为 D 点在相位轴上的对称点, $C(\alpha_C, 0)$ 为 AB 连线与相位轴交点。

直线 AB 的方程

$$y = y_A + \frac{y_B - y_A}{\alpha_B - \alpha_A}(\alpha - \alpha_A)$$

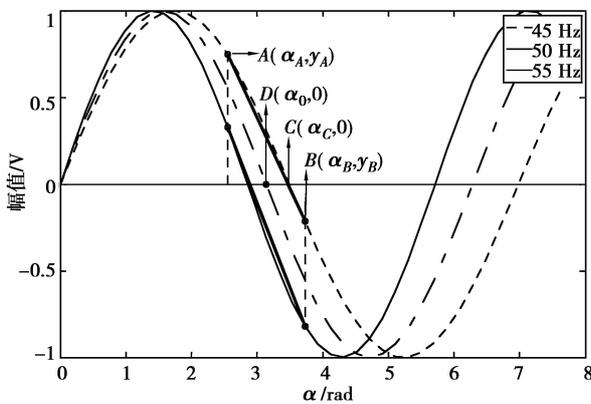


图 3 频率与 C 点的关系图

其中: $y_A = \sin \alpha_A$, $y_B = \sin \alpha_B$

令 $y=0$, 求得直线 AB 与时间轴交点

$$\alpha_C = \omega_0 t_C = \alpha_A - \frac{y_A(\alpha_B - \alpha_A)}{y_B - y_A} = \alpha_A - \frac{\alpha_B - \alpha_A}{\frac{y_B}{y_A} - 1} \quad (12)$$

$$\alpha_A = \omega(\pi - \Delta\alpha) / \omega_0$$

$$\alpha_B = \omega(\pi + \Delta\alpha) / \omega_0$$

又因: $\Delta\alpha = \omega_0 \Delta t \in (0, \pi/2)$, (13)

$$t_C = \frac{\omega}{\omega_0^2} \left(\pi - \Delta\alpha - \frac{2\Delta\alpha}{\frac{y_B}{y_A} - 1} \right)$$

由式(12)和(13)知, t_c 与频率有关, 与幅值无关。

$$\Delta t_C = t_C - \frac{\alpha_0}{\omega_0} = \frac{\omega}{\omega_0^2} \left(\pi - \pi\omega_0 - \Delta\alpha - \frac{2\Delta\alpha}{\frac{y_B}{y_A} - 1} \right) \quad (14)$$

假设频率在 $[40, 60]$ Hz 之间变化, 取 $\Delta\alpha = 0.19625$, 由式(14)式求得 Δt_c 与频率的关系图如图 4 所示。

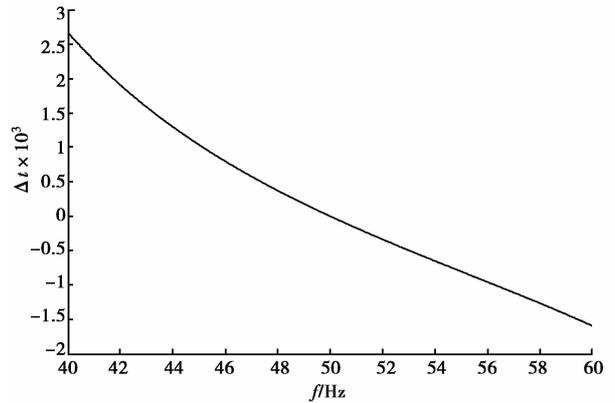


图 4 频率与 Δt_c 的关系

仿真结果表明: Δt_c 与频率不满足严格线性关系, 但是满足单调关系, 即一一对应关系; 但与幅值无关。

设采样频率为 $f_s = 50 \times N$, 其中 $N = 32$, T_s 为采样间隔。则图 2 中的 N_D 即为 17, 与 α_A, α_B 对应的采样点号分别记为 N_A 和 N_B 。由 $0 < \Delta\alpha < 0.5\pi$, 可得 (N_A, N_B) 可取 $(10, 24)$ 、 $(11, 23)$ 、 $(12, 22)$ 、 $(13, 21)$ 、 $(14, 20)$ 、 $(15, 19)$ 和 $(16, 18)$ 号采样点对。选定一对 (N_A, N_B) , 根据(14)式, 以 Δt_c 作为神经网络的输入, ω 作为输出, 训练神经网络之后, 即可从采样值得信号频率。

2.4 N_A 和 N_B 的选择原理

根据(14)式, 对于给定的 ω , 当 $\Delta\alpha$ 变化时, Δt_c

也随之改变, Δt_c 越大, 频率分辨率越高。以 45 Hz 为例, 做 $\Delta\alpha$ 与 Δt_c 的关系曲线如图 5 中虚线所示。对信号加万分之一的噪声和量化偏差, 即: $\Delta y = 0.0001$, 有

$$y_{AX} = y_A \pm \Delta y, y_{BX} = y_B \pm \Delta y.$$

代入(16)式得

$$\Delta t_{cX} = \frac{\omega}{\omega_0^2} \left(\pi - \pi\omega_0 - \Delta\alpha - \frac{2\Delta\alpha}{y_{AX}} \right). \quad (15)$$

对每个 $\Delta\alpha$, 对应四个 Δt_{cX} , 选取最大的 Δt_{cX} 并记为 Δt_{cXmax} 。为了考察 Δt_{cXmax} 对 Δt_c 偏移量, 定义: $\Delta t_{c\alpha} = \Delta t_{cXmax} - \Delta t_c$, 由此做 $\Delta t_{c\alpha}$ 与 $\Delta\alpha$ 的关系曲线如图 5 实线所示。

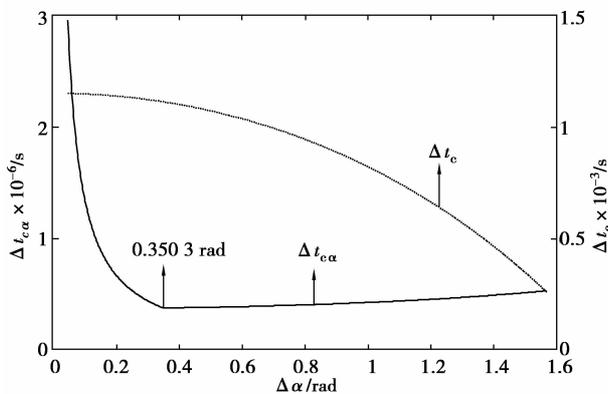


图 5 N_A 和 N_B 的选择原理图

由图 5 可知: 1) $\Delta\alpha$ 越小, Δt_c 越大, 有利于提高频率的计算精度。2) 由图 3 可见, $\Delta\alpha$ 越小则点 A 和 B 离 D 点越近, 则(15)式中 y_A 和 y_B 越小, 会导致系统抗干扰能力下降。3) $\Delta t_{c\alpha}$ 的极小值点为 0.3503

表 1 FFT、加 Hanning 窗的 FFT 和 BP 神经网络的频率和幅值计算对比

频率 f /Hz	普通 FFT				FFT 加 Hanning 窗				BP 神经网络			
	频率 f 测量值/Hz	频率 f 相对误差/%	幅值 A 测量值/V	幅值 A 相对误差/%	频率 f 测量值/Hz	频率 f 相对误差/%	幅值 A 测量值/V	幅值 A 相对误差/%	频率 f 测量值/Hz	频率 f 相对误差/%	幅值 A 测量值/V	幅值 A 相对误差/%
45	55.107 7	22.461 5	394.499 7	3.815 7	45.787 7	1.750 5	373.189 5	1.792 2	44.981 2	0.041 8	380.035 6	0.009 4
46	54.306 6	18.057 8	393.145 7	3.459 4	46.663 2	1.441 7	374.408 6	1.471 4	45.998 0	0.004 4	380.003 1	8.12×10^{-4}
47	53.406 0	13.629 9	390.731 1	2.824 0	47.512 0	1.089 4	375.791 1	1.107 6	46.992 0	0.017 0	380.009 0	0.002 4
48	52.3957	9.157 8	387.519 6	1.978 8	48.344 6	0.717 9	377.239 0	0.726 6	48.005 8	0.012 1	379.995 6	0.001 2
49	51.264 4	4.621 1	383.822 2	1.005 9	49.170 9	0.348 7	378.666 1	0.351 0	49.010 2	0.020 8	379.996 2	0.001 0
50	50	0	380.000 0	0	50	0	380.000 0	0	49.999 6	8.80×10^{-4}	380.000 0	0
51	51.334 3	0.655 6	376.417 1	0.942 9	50.840 2	0.313 4	381.182 3	0.311 1	50.988 5	0.022 5	379.995 7	0.001 1
52	52.659 6	1.268 4	373.263 6	1.772 7	51.698 3	0.580 1	382.169 3	0.570 9	51.992 8	0.013 9	379.994 6	0.001 4
53	53.963 6	1.818 2	370.659 9	2.457 9	52.580 3	0.791 9	382.931 5	0.771 4	53.010 1	0.019 1	380.011 4	0.003 0
54	55.234 3	2.285 8	368.698 4	2.974 1	53.490 5	0.943 5	383.453 1	0.908 7	54.013 2	0.024 4	380.019 9	0.005 2
55	56.460 0	2.654 5	367.441 3	3.304 9	54.432 1	1.032 6	383.730 9	0.981 8	54.959 0	0.074 5	379.922 8	0.020 3

弧度, 并且 Δt_c 也比较大, 满 N_A 和 N_B 的选择依据, N_A 的计算值为 15.22。综合考虑分辨率和抗干扰能力, N_A 取 15, N_B 取 19。

2.5 幅值测量原理

由神经网络求出 f_x 后, 再由

$$S_{N_a} = A_x \sin(2\pi f_x (N_a - 1) T_s),$$

求得

$$A_x = \frac{S(N_a)}{\sin(2\pi f_x (N_a - 1) T_s)}. \quad (16)$$

同理, 为了降低干扰对幅值的影响, 取 $N_a = 9$, 此时 S_{N_a} 处于较大的位置。

3 仿真研究

3.1 普通 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法与 BP 神经网络算法的仿真比较

采样点数取 32, 幅值 A 取 380 V, 普通 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法和 BP 神经网络算法的计算结果如表 1 所示, 仿真结果如图 6 所示。

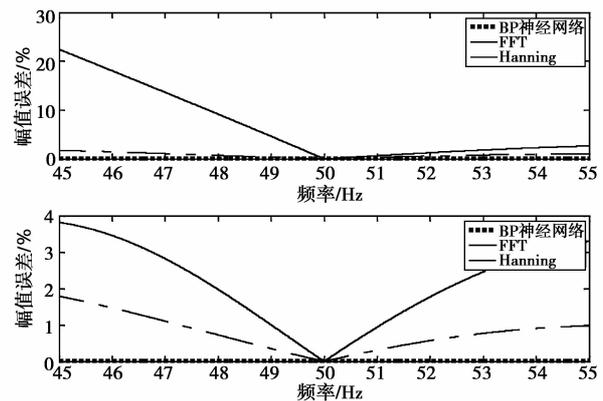


图 6 FFT、Hanning 窗和 BP 神经网络的仿真结果对比

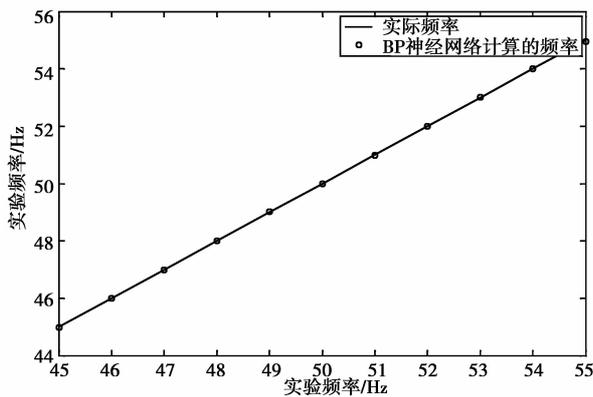


图 7 实际频率和 BP 神经网络计算频率的对比图

由表 1、图 6 和图 7 可以看到:1)频率在[49.8, 50.2] Hz 之间波动时,BP 神经网络算法的频率测量精度达到 10^{-4} ,比普通 FFT 算法高 2 个数量级,比加 Hanning 窗的 FFT 算法高 1 个数量级;幅值测

表 2 随机噪声和谐波时 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法和 BP 神经网络的频率和幅值计算对比

频率 f /Hz	普通 FFT				FFT 加 Hanning 窗				BP 神经网络			
	频率 f /Hz	频率 f /Hz	幅值 A /V	幅值 A /V	频率 f /Hz	频率 f /Hz	幅值 A /V	幅值 A /V	频率 f /Hz	频率 f /Hz	幅值 A /V	幅值 A /V
45	55.020 6	22.268 1	392.386 4	3.259 6	47.896 9	6.437 5	373.102 2	1.815 2	45.025 2	0.056 0	380.072 4	0.019 1
46	54.329 0	18.106 5	392.150 2	3.197 4	48.774 0	6.030 4	373.660 2	1.668 4	45.984 7	0.033 2	379.931 9	0.017 9
47	53.464 5	13.754 3	390.735 2	2.825 1	49.760 8	5.874 0	374.761 7	1.378 5	46.985 4	0.031 0	379.900 0	0.026 3
48	52.439 9	9.249 7	387.705 9	2.027 9	50.286 6	4.763 8	376.655 5	0.880 1	48.012 1	0.025 3	372.880 7	0.016 3
49	51.393 0	4.883 7	385.038 6	1.325 9	50.982 8	4.046 5	377.771 7	0.586 4	48.991 0	0.018 5	379.946 8	0.014 0
50	50.257 1	0.514 2	382.098 8	0.552 3	51.293 0	2.586 1	380.049 5	0.013 0	49.994 5	0.011 1	380.102 6	0.027 0
51	51.488 2	0.957 3	374.982 0	1.320 5	52.412 2	2.769 1	381.608 3	0.423 2	50.991 1	0.017 5	380.081 7	0.021 5
52	52.704 1	1.354 1	372.256 9	2.037 6	52.380 1	2.706 1	383.045 4	0.801 4	51.989 1	0.020 9	379.898 2	0.026 8
53	54.014 6	1.914 4	370.357 8	2.537 4	53.432 0	2.753 8	383.645 7	0.959 4	52.986 8	0.024 9	379.913 5	0.022 8
54	55.257 1	2.327 9	366.083 6	3.662 2	54.829 9	1.536 8	384.092 3	1.076 9	53.977 9	0.041 0	380.067 6	0.017 8
55	56.500 0	2.727 2	365.516 3	3.811 5	55.658 1	1.196 5	385.015 9	1.320 0	54.957 8	0.076 8	380.061 9	0.016 3

比较表 1 和表 2 可以看出:1)系统加入随机噪声和谐波后,普通 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法和 BP 神经网络的频率和幅值误差都有所变大,但变化较小。2)在 50 Hz 附近,普通 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法和 BP 神经网络的误差都是最小的。3)BP 神经网络的频率和幅值误差还都远远小于 FFT 算法和加 Hanning 窗的 FFT 算法;频率精度高达 10^{-4} ,比普通 FFT 算法高 2 个数量级,比加 Hanning 窗的 FFT 算法高 2 个数量级;幅值的精度高达 10^{-5} ,也比普通 FFT 算法高 2 个

量精度普遍达到 10^{-5} ,比普通 FFT 算法高 3 个数量级,比加 Hanning 窗的 FFT 算法高 2 个数量级。2)在 50 Hz 附近较小范围波动时,普通 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法和 BP 神经网络算法的频率和幅值误差都是最小的。3)频率在[49.997, 50.003] Hz 之间,BP 神经网络算法的误差不是零,原因是神经网络是用训练网络来非线性逼近函数的。

3.2 随机噪声和谐波对 BP 神经网络测量精度影响

采样点数取 32,幅值 A 取 380 V,国标 GB/T 14549—93 规定,低压电网电压总谐波畸变率在 5% 以内,奇次谐波的含有率为 4%。加入能量为 1% 的随机噪声和 4% 的谐波,普通 FFT 算法、加 Hanning 窗的 FFT 算法和 BP 神经网络算法计算结果如表 2 所示。

量级,比加 Hanning 窗的 FFT 算法高 1 个数量级。

4 结 论

提出了一种基于 BP 神经网络的基波频率和幅值测量方法,推导了该 BP 神经网络的构造方法,提出了对称点优化选取方法。为验证构建的 BP 神经网络的泛化能力,仿真了频率在[45,55] Hz 之间波动。仿真证实:该方法可有效抑制 DFT 算法的频谱泄漏现象,频率测量的范围大,精度高,实时性好,抗干扰能力强。频率精度高达 10^{-4} ,比普通 FFT 算法

高2个数量级,比加Hanning窗的FFT算法高1个数量级。幅值精度高达 10^{-5} ,比FFT算法高3个数量级,比加Hanning窗的FFT算法高2个数量级。还分析了加4%的3次谐波和1%噪声时的频率和幅值精度,证实本文提出的BP神经网络的基波测量方法具有较强的抗干扰能力。

参考文献:

- [1] 谢小荣,韩英铎.电力系统频率测量综述[J].电力系统自动化,1999,23(3):54-58.
XIE XIAO-RONG, HAN YING-DUO. An overview on power system frequency measurement [J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(3): 54-58.
- [2] 邱海锋,周浩.非同步采样下电网谐波分析方法的探讨[J].继电器,2008,36(1):57-62.
QIU HAI-FENG, ZHOU HAO. Study on the approaches of electrical harmonic analysis for asynchronous sampling [J]. Relay, 2008, 36(1): 57-62.
- [3] BELEGA D, DALLET D. Frequency estimation via weighted multipoint interpolated DFT [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2008, 2(1):1-8.
- [4] AGRE D. Interpolation in the frequency domain to improve phase measurement[J]. Measurement,2008,41(2):151-159.
- [5] KARMI G M, BAKHSHAI A R, MOJIRI M. Estimation of power system frequency using adaptive notch filter [C]// Proceedings of IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, May 16-19, 2005, Ottawa, Canada [S. l.]: IEEE Press, 2005, 2: 1494-1497.
- [6] THOMAS D W P, WOOLFSON M S. Evaluation of frequency tracking methods[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(3): 367-371.
- [7] PRADHAN A K, ROUTRAY A, BASAK A. Power system frequency estimation using least mean square technique[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(3): 1812-1816.
- [8] LIN H C. Inter-harmonic identification using group-harmonic weighting approach based on the FFT[J]. IEEE Transactions on Power Electronics,2008,23(3): 1309-1319.
- [9] 刘涤尘,夏利民,商志会.基于人工神经网络的电网频率测量方法[J].电网技术,2000,24(8):40-43.
LIU DI-CHEN, XIA LI-MIN, SHANG ZHI-HUI. An artificial neural network approach for measuring power system frequency [J]. Power System Technology, 2000, 24(8):40-43.
- [10] ZWEIRI Y H, SENEVIRATNE L D, ALTHOEFER K. Stability analysis of a three-term backpropagation algorithm [J]. Neural Networks, 2005, 18(10): 1341-1347.
- [11] BEHERA L, KUMAR S, PATNAIL A. On adaptive learning rate that guarantees convergence in feedforward networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2006, 17(5):1116-1125.
- [12] LIU Y R, WANG Z D, LIU X H. On global exponential stability of generalized stochastic neural networks with mixed time delays[J]. Neurocomputing, 2006, 70:314-326.
- [13] RUMELHART D E, MCCLELLAND J L. Parallel distributed processing [M]. Cambridge: The MIT Press, 1986.
- [14] NEGNEVITSKY M, RINGROSE M. Monitoring multiple harmonic sources in power systems using neural networks [C]// Proceedings of IEEE Russia Power Tech, June 27-30, 2005. St. Petersburg, USA. [S. l.]: IEEE Press, 2005: 1-6.
- [15] ZOUIDI A, FNAIECH F, AL-HADDAD K. A multi-layer neural network and an adaptive linear combiner for on-line harmonic tracking[C]//Proceedings of IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing, Oct. 3-5, 2007. Alcala de Henares, Spain. [S. l.]: IEEE Press, 2007: 1-6.

(编辑 张小强)