

一种小波神经网络的电能质量信号去噪新方法

秦代春, 周林, 郭珂, 刘强, 方堃

(重庆大学输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

摘要: 电力系统中电能质量信号往往含有大量的噪声, 这在很大程度上影响检测结果。引入小波神经网络对电能质量信号进行去噪处理, 对小波神经网络去噪的原理进行了推导。针对谐波、电压骤升、骤降, 电压中断等常见的电能质量信号, 对其进行了去噪的仿真研究。结果表明: 这种消噪模式可以改善电能质量信号信噪比门限的影响。利用小波神经网络对电能质量信号进行消噪处理, 可以取得理想的消噪效果, 同时能较好地保留电能质量信号的特征信息。

关键词: 去噪; 电能质量; 小波神经网络; 分解层数; 阈值

A new method of power quality de-noising based on the wavelet neural network

QIN Dai-chun, ZHOU Lin, GUO Ke, LIU Qiang, FANG Kun

(The State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In power system, there is always heavy noise in power quality signals, which influences the monitoring results badly. Wavelet neural network is introduced to denoise the power quality signals, denoising principle is deduced. Denoising simulating research is taken on common power quality signals such as harmonics, voltage swell, sag and interruption. The results show that the denoising model can improve power quality signal SNR threshold. Using wavelet network to de-noise power quality signal can obtain the ideal de-noising effects and reserve power quality signal feature information.

Key words: de-noising; power quality; wavelet neural network; level of wavelet transformation; threshold value

中图分类号: TM714 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)13-0088-06

0 引言

近年来,一方面由于电力电子技术的迅速发展,电网中非线性、冲击性、波动性负荷越来越多,尤其是电炉炼钢、可控硅整流以及洗衣机、空调等用电设备的广泛应用,使得电网中电压、电流波形发生畸变,造成电能质量问题日益恶化。另一方面,基于计算机、微处理器和电力电子装置控制的现代化工业与民用用电设备的大量使用,这些精确的控制设备更容易受到电能质量扰动信号的影响。电能质量问题变得日益严峻,受电能质量影响所造成的经济和社会损失问题日益突出^[1]。电能质量问题在电力行业引起了广泛的关注。准确的电能质量信号检测是对其控制、治理的前提,因此国内外学者对

电能质量信号的检测进行了大量研究。然而电能质量信号中除了分析电能质量有用的信号外,还包含大量的噪声信号。只有有效地滤除噪声信号,才能获得准确有用的电能质量信息,才能分析得出可靠的结论。各种电能质量信号去噪方法应运而生。小波变换是具有时频局域化的分析方法,具有多分辨率的特点,用于信号去噪,能较好地去除噪声,而不损坏信号的突变部分。软阈值算法是流行的小波去噪方法,近年来得到广泛应用。该方法主要根据噪声的统计特性设置适当的阈值完成去噪。在一定强度的噪声环境中,算法可以理想地解决抑制噪声和保留信号奇异特征量之间的矛盾。软阈值算法也存在缺陷,当噪声能量较大时,容易淹没突变信号,直接导致信号检测失败,小波分解层数的选取和去噪阈值的选取没有确定的方法^[2-5]。小波神经网络去噪将神经网络的非线性阈值单元和训练方法引入到小波去噪中,通过神经网络对标准样本的学习,能够较精确地确定该时段的去噪小波系数阈值,有利

基金项目: 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室自主研究项目(2007DA10512709204); 重庆大学“211工程”三期创新人才培养计划建设项目(S-09111)

于寻找较优的去噪阈值。小波神经网络已经成功应用于地震信号、通信信号、机械振动信号的去噪和分析中。针对小波阈值去噪的不足和小波神经网络的优点以及结合电能质量信号检测系统的特点, 本文提出小波神经网络去噪的方法对电能质量信号进行去噪处理。该方法能够自适应选取小波去噪分解层数和小波去噪的阈值。仿真结果表明, 该方法既能有效地去除电能质量信号的噪声, 又能较好地保留电能质量信号突变点的信息。

1 小波神经网络

1.1 消噪原理

小波和神经网络的结合方式分为两种: 松散型和融合型。松散型是小波分析对神经网络的输入进行初步处理, 使得输入神经网络的信息更易于神经网络进行处理。融合型是小波和神经网络直接融合, 即小波元代替神经元, 输入层到隐含层的权值及隐含层阈值分别由小波函数的尺度和平移参数所代替。由于融合型小波神经网络结合了小波变换良好的时频局部化性质和人工神经网络的自学习能力, 因而具有较强的逼近和容错能力。本文以非线性 db6 小波基及其尺度函数作为激励函数, 形成神经元, 结合双方的优点, 建立了融合型小波神经网络^[6-12], 如图 1 所示。

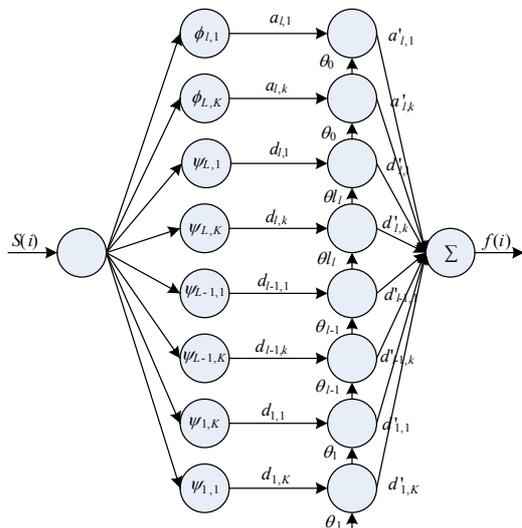


图 1 小波神经网络结构

Fig.1 Construction of wavelet neural network

输入层含一个处理单元, 激励函数为线性 $S(i)$ 是迭加有背景噪声的信号。

(1) 输出层仅含一个处理单元, 作用是利用阈值量化后的小波分解系数进行信号重构, 输出为:

$$f(t) = \sum_k (a_{l,k} - \theta_0) \phi_{l,k}(t) + \sum_j \sum_k (d_{l,k} - \theta_j) \psi_{j,k}(t) \quad (1)$$

最后一隐层对小波分解系数进行阈值量化, 以抑制 $S(t)$ 信号中噪声部分。每一尺度的小波分解系数 $d_{j,k}$ ($j=1, 2, \dots, L, k=1, 2, \dots, K$) 对应一个阈值 θ_j , 输出为量化后的小波系数 $d'_{j,k}$ ($j=1, 2, \dots, L, k=1, 2, \dots, K$)。

(2) 开始隐层有 2 种单元: a. 尺度函数 $\phi(x)$ 单元 $\phi_{L,K}$, 其中尺度 L 是根据实际需要来确定, 而位移 k 的取值则对应小波分析的系数栅格中 $j=L$ 的各 k 值, 构成对函数的最粗逼近; b. 小波函数 $\psi(x)$ 单元 $\psi_{j,k}$, 其中尺度 $j=1, 2, \dots, L$, 而位移 k 类似尺度函数单元中的 k 值, 构成对函数的细节逼近。

(3) 输入层至第一隐层的各权系数为 1, 第 1 隐层至最后隐层的权系数为小波分解系数, 是根据 Mallet 算法通过迭代计算并使其能量函数最小来确定。

1.2 小波神经网络的消噪算法^[13-14]

设 $X(n)$ 是神经网络的实际输出, $S(n)$ 是神经网络的期望输出 (即标准信号原样本), 则网络的训练的误差和为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{N=0}^{N-1} [X(n) - S(n)]^2 \quad (2)$$

式中 N 为采样信号长度。网络的训练分两部分进行, 首先对小波分解的层数进行训练。

(1) 对输入的每一维构造一个多分辨率系数栅格。最高分辨率 ($j=0$) 时栅格间隔等于输入各维的采样间隔; 最低分辨率 ($j=L$) 时则只有 2 个数据点。

(2) 针对电能质量信号的特点, 采用 RIGRSURE 阈值量化规则对阈值进行处理。

(3) 当 $j=L$ 时, 用输入数据训练 ϕ 单元。

(4) 如果由式 (2) 计算出的误差不满足要求, 则再加入合适的 ψ 单元, 直到误差满足要求为止。

(5) 删去 k ($j=1, 2, \dots, L, k=1, 2, \dots, K$) 值很小的 ψ 单元, 然后再回到步骤 (4), 用新数据重新检验小波神经网络。

当小波神经网络稳定时, 小波分解的层数也就被网络记住了, 下一步给定更严格的误差对阈值进行训练。根据梯度下降法, 调整阈值 θ , 使得网络

训练的误差和最小，调整幅度为：

$$\Delta\theta_j = \frac{\partial E}{\partial \theta_j} \quad (3)$$

则其调整过程为：

$$\theta_j(k+1) = \theta_j(k) + \eta\Delta\theta_j \quad (4)$$

其中： η ($0 < \eta < 1$) 为调整系数。通过不断的循环迭代，当 $E < \varepsilon$ 时，停止迭代。当小波神经网络稳定时，系统信道的噪声特性就已被网络记忆住，输出就是不受噪声影响的真实信号的最佳逼近。

1.3 信号去噪标准

在信号的去噪处理中，判断去噪效果的好坏主要有两个标准：一是信噪比 SNR ；二是信号的重构均方误差 MSE 。一般而言，信噪比越大，重构均方误差越小，则去噪效果越好。 SNR 和 MSE 的计算公式为：

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{n=0}^{N-1} S^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} [X(n) - S(n)]^2} \quad (5)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [X(n) - S(n)]^2 \quad (6)$$

2 仿真研究

首先用一个叠加噪声的标准信号 $S(t)$ ，输入到确定系统得到去噪后的信号 $f(t)$ ，利用上述方法通过自学习，找到小波神经网络的的最佳分解层数和去噪的最佳阈值，然后利用此神经网络对实验信号进行去噪的仿真。

据统计，谐波、电压骤降、电压中断已被公认是影响许多用电设备正常、安全运行最严重的电能质量问题，是信息社会对供电电能质量提出的新的挑战，基于此，对谐波、电压骤升、骤降，短时停电等电能质量信号的小波神经网络去噪和 db6 小波软、硬阈值去噪做了对比仿真研究。取待去噪信号的 SNR 为 13.5，去噪效果如图 2~5 和表 1、表 2 所示。由表 1、2、3 可见，本文方法比小波软硬阈值去噪有较好的去噪效果，信噪比大幅度提高，重构均方差也较小。在大多数情况下，各项指标优于其他两种小波去噪方法。特别是在原始信号有突变时，更能保留原始信号的突变信息。因此本文提出的小波神经网络去噪能很好抑制电能质量信号的噪声，较好地保留电能质量信号突变信息，为电能质量测量装置精度的进一步提高提供了可能。

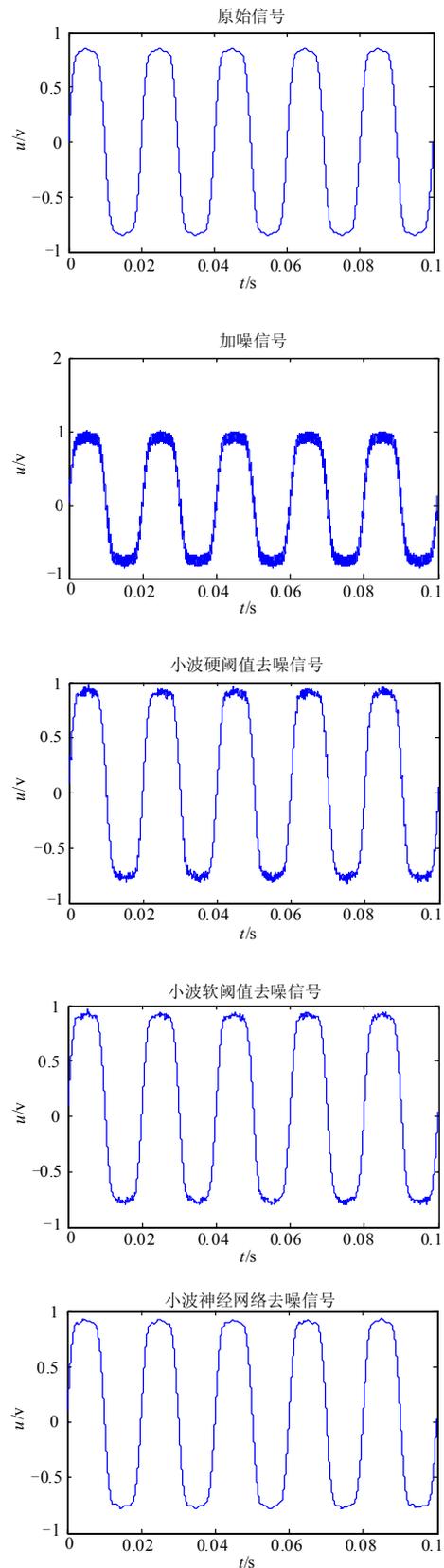


图 2 谐波信号

Fig.2 Harmonic signal

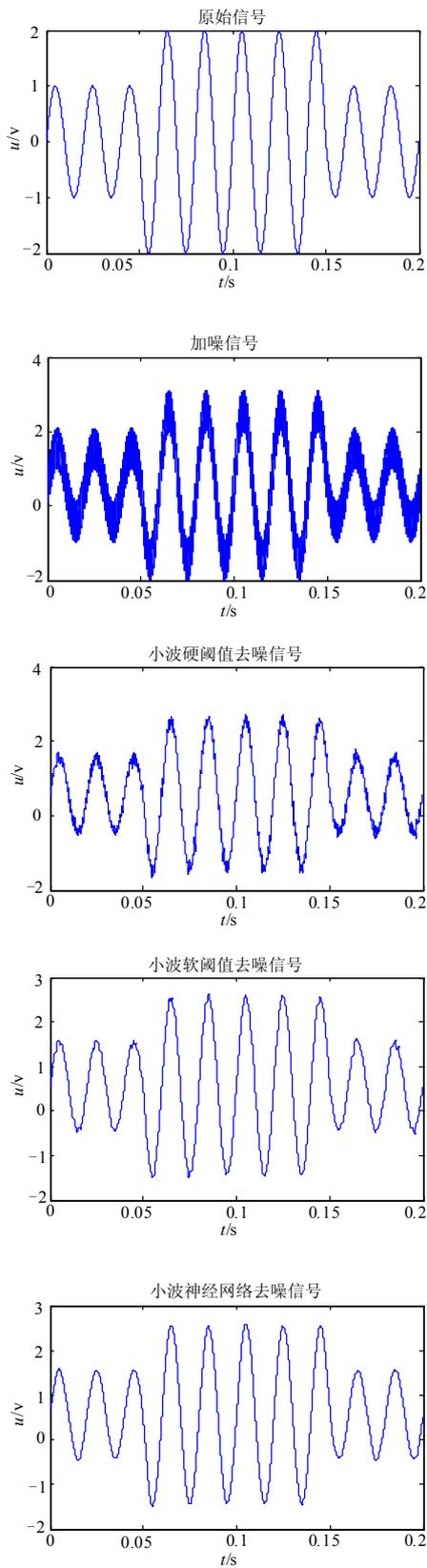


图3 电压暂升信号
Fig.3 Voltage swell signal

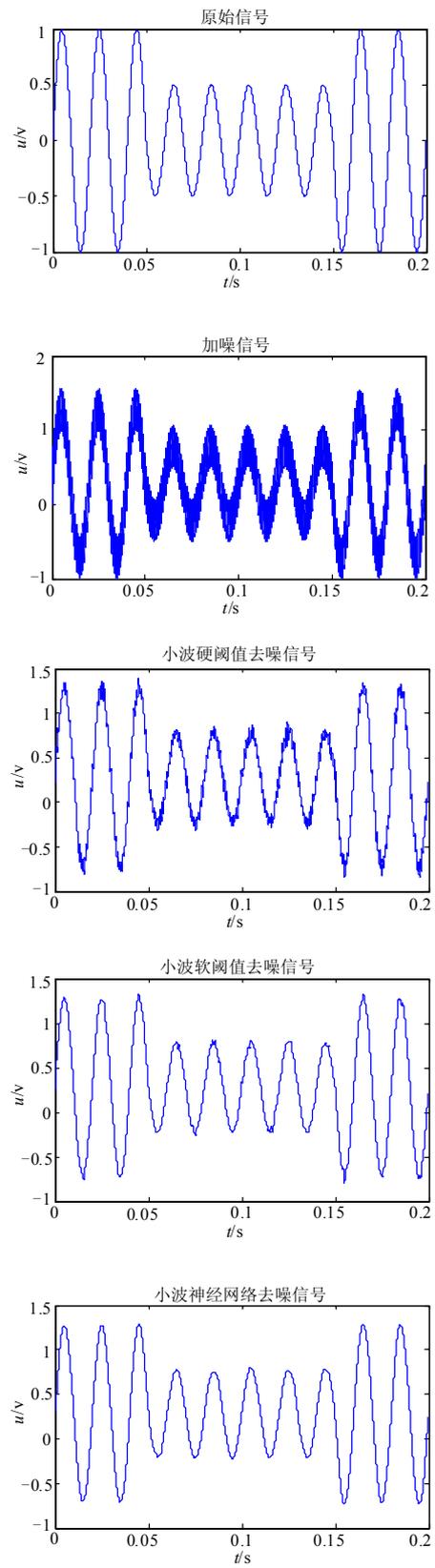


图4 电压暂降信号
Fig.4 Voltage sag signal

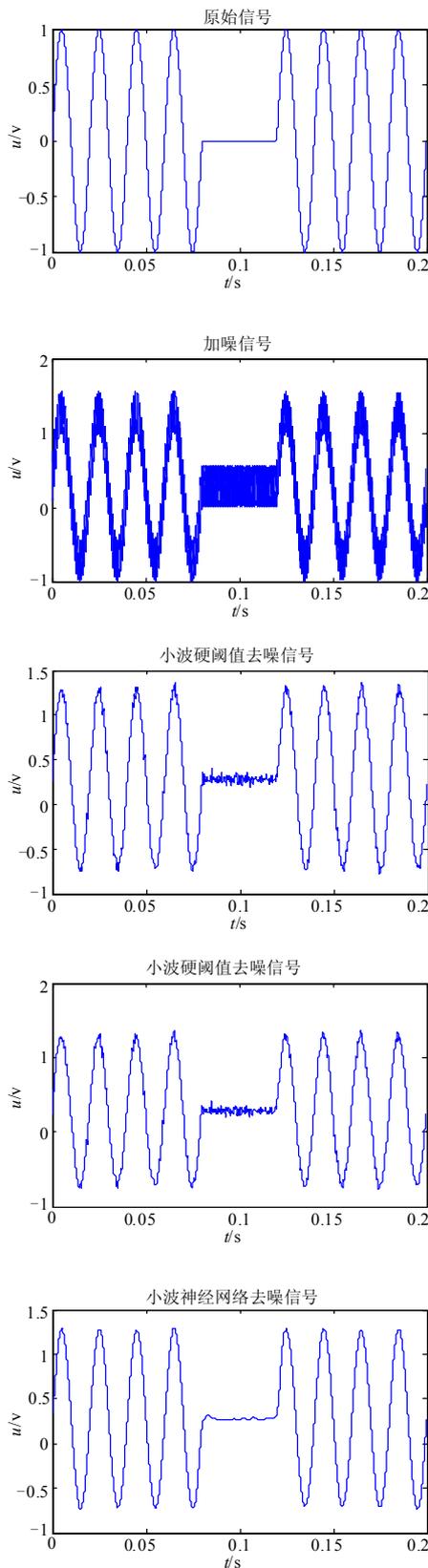


图5 短时中断信号

Fig.5 Voltage interrupt signal

表1 信号小波神经网络去噪后的 SNR 和 MSE

Tab.1 SNR and MSE of signal after de-noising

电能质量信号衡量指标	SNR/dB	MSE
谐波	32.561 8	0.446 5
电压暂升	33.561 8	0.395 6
电压暂降	31.562 5	0.491 3
短时中断	31.789 2	0.403 9

表2 信号小波软阈值去噪后的 SNR 和 MSE

Tab.2 SNR and MSE of signal after de-noising

电能质量信号衡量指标	SNR/dB	MSE
谐波	28.524	0.501 3
电压暂升	29.791 3	0.412 3
电压暂降	27.464 3	0.514 3
短时中断	28.934 3	0.401 3

表3 信号小波硬阈值去噪后的 SNR 和 MSE

Tab.3 SNR and MSE of signal after de-noising

电能质量信号衡量指标	SNR/dB	MSE
谐波	25.115	0.502 6
电压暂升	27.003	0.417 8
电压暂降	24.995	0.498 5
短时中断	25.337	0.401 9

3 结论

本文提出了小波神经网络应用于电能质量信号噪声抑制的方法，该方法既能够去除确定电能质量监测装置引入噪声，还可以对其他未知噪声也起到一定的抑制作用。本小波神经网络不仅解决了小波阈值去噪的小波分解层数的选取问题，还解决了小波去噪阈值量化的问题。该方法实现简单，对电能质量消噪取得了令人满意的效果，有助于电能质量检测装置精度的进一步提高。

参考文献

- [1] 肖湘宁, 韩民晓, 徐永海, 等. 电能质量分析与控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.
XIAO Xiang-ning, HAN Min-xiao, XU Yong-hai, et al. Analysis and control of power quality[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2004.
- [2] 欧阳森, 宋政湘, 陈德桂, 等. 小波软阈值去噪技术在电能质量检测中的应用[J]. 电力系统自动化, 2002, 26 (19): 56-60.
OUYANG Sen, SONG Zheng-xiang, CHEN De-gui, et al. The use of wavelet soft threshold denoising in power quality detection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26 (19): 56-60.
- [3] 张吉先, 钟秋海, 戴亚平. 小波门限消噪法应用中分

- 解层数及阈值的确定[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24 (2): 118-122.
ZHANG Ji-xian, ZHONG Qiu-hai, DAI Ya-ping. The determination of the threshold and the decomposition order in threshold de-noising method based on wavelet transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (2): 118-122.
- [4] 陈莹, 纪志成, 韩崇昭. 基于贝叶斯准则的小波域自适应消噪阈值[J]. 光电子激光, 2008, 19(1): 120-125.
CHEN Ying, JI Zhi-cheng, HAN Chong-zhao. A adaptive wavelet denoising threshold based on the Bayesian criterion[J]. Photoelectron Laser, 2008, 19(1): 120-125.
- [5] 张炳达, 刘庆, 刘长胜. 选取最优小波进行局放脉冲的提取和消噪[J]. 高电压技术, 2003, 29 (4): 14-16.
ZHANG Bing-da, LIU Qing, LIU Chang-sheng. The selection of optimal wavelet to de-noise partial discharge pulse[J]. High Voltage Engineering, 2003, 29 (4): 14-16.
- [6] 曾孝平, 仲元昌, 周科理, 等. 多用户检测对 CDMA 系统容量的影响[J]. 重庆大学学报 (自然科学版), 2002, 25 (9): 36-38.
ZENG Xiao-ping, ZHONG Yuan-chang, ZHOU Ke-li, et al. The influence of multi-user detection on CDMA system capacity[J]. Journal of Chongqing University, 2002, 25 (9): 36-38.
- [7] 仲元昌, 章仁飞, 王小林. 小波神经网络对 CDMA 基带信号的消噪处理[J]. 重庆大学学报, 2003, 26 (9): 11-131.
ZHONG Yuan-chang, ZHANG Ren-fei, WANG Xiao-lin. Wavelet neural network for CDMA baseband signal denoising processing[J]. Journal of Chongqing University, 2003, 26 (9): 11-131.
- [8] 李斌, 何日耀. 小波神经网络阈值自学习在信号去噪中的应用[J]. 中国测试技术, 2006, 32 (2): 111-113.
LI Bin, HE Ri-yao. Application of wavelets neural network threshold self-study in signals denoising[J]. China Measurement Technology, 2006, 32 (2): 111-113.
- [9] 岑翼刚, 慰宇, 孙德宝. 小波阈值神经网络在信号去噪及预测中的应用[J]. 控制理论与应用, 2008, 25 (3): 485-491.
CEN Yi-gang, WEI Yu, SUN De-bao. The application of wavelet threshold neural network in the de-noising and prediction[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25 (3): 485-491.
- [10] Sutherland P E. Harmonic measurements in industrial power system[J]. IEEE Trans on IA, 1995, 31 (1): 175-183.
- [11] Sardy S. Minimax threshold for denoising complex signals with wave shrink[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 48 (4): 1023-1028.
- [12] DING Xing-hao, DENG Shan-xi, LI Liao-liao. Algorithm of wavelet RBF neural network[C].//12nd International Symposium on Instrument Science and Technology. Jinan: 2002: 756-760.
- [13] 罗晓曙. 神经网络理论[M]. 南宁: 广西师范大学出版社, 2005.
LUO Xiao-shu. Nonlinear programming theory[M]. Nanning: Guangxi Normal University Press, 2005.
- [14] 张德丰. MATLAB 小波分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
ZHANG De-feng. Wavelet analysis of MATLAB[M]. Beijing: China Machine Press, 2009.
- [15] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLABR2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
GUO Zhe-xue, SUN Zhi-qiang. Neural network theory and MATLAB application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007.

收稿日期: 2009-08-20; 修回日期: 2009-11-18

作者简介:

秦代春 (1982-), 男, 硕士研究生, 研究方向为嵌入式系统应用、微电网运行、电能质量监测; E-mail: qindaichun@cqu.edu.cn

周林 (1961-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 从事 FACTS 电能质量, 微电网运行, 电力电子技术等方面的研究;

郭珂 (1973-), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为嵌入式系统应用、微电网运行, 电力电子技术。

(上接第 82 页 continued from page 82)

- [8] 李德佳. 大型电动机高阻抗差动保护原理、整定及应用[J]. 继电器, 2004, 32 (10): 67-70.
LI De-jia. Principle, setting and application of high impedance differential protection in large motor[J]. Relay, 2004, 32 (10): 67-70.

收稿日期: 2009-08-26

作者简介:

李斌 (1976-), 男, 副教授, 研究方向为电力系统继电保护与故障分析;

范瑞卿 (1985-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统继电保护; E-mail: ruiqingfan@163.com

贺家李 (1925-), 男, 教授, 博士生导师, 俄罗斯工程院院士, 研究方向为电力系统故障分析与继电保护。