

基于概率神经网络和双小波的电 能质量扰动自动识别

石 敏,吴正国,徐 袁

(海军工程大学 信息与电气学院,湖北 武汉 430033)

摘要:对电能质量(PQ)扰动的自动识别是找出引起 PQ 问题根本原因的前提。提出了一种基于概率神经网络 PNN (Probabilistic Neural Networks)和 db10,db1 双小波 PQ 扰动自动识别方法。首先,利用 db10 小波对信号进行分解,将各层小波变换系数的能量和第 1 高频层模极大值情况作为 PNN 的输入矢量,判断扰动类型;然后,对信号进行傅里叶变换以检测信号中是否含有谐波;最后,对判断存在电压下降的信号进行 db1 小波分解,根据其低频层的模值区分电压下陷和电压中断信号。测试结果表明,该方法提高了识别正确率,且实现简单,能有效检测幅值较小的谐波。

关键词:电能质量;扰动识别;概率神经网络;小波变换;双小波;快速傅里叶变换

中图分类号: TM 761

文献标识码: A

文章编号: 1006-6047(2006)03-0005-04

0 引言

敏感性电子设备的广泛应用,对电网的电能质量水平提出了更加严格的要求。为改善电能质量,首先须对电能质量进行监测和分析^[1],而对电能质量扰动类型进行准确的识别则是其前提条件。

电能质量扰动识别的实质是模式识别,目前研究该问题的基本思想是根据快速傅里叶变换(FFT)和小波变换或其他时频分析方法提取信号的特征矢量,结合神经网络、模糊专家系统等模式识别方法进行电能质量问题的自动识别^[2-11]。文献[2-4]中由一相电压构造三相电压,通过 dq 变换得到电压信号的瞬时电压幅值作为特征矢量进行电能质量扰动的识别。但该方法构造三相电压存在误差,且 dq 变换中的旋转角度不易确定。

由于不同电能质量问题所对应的各尺度下小波变换系数的能量分布是不同的^[5-6],因此很多学者提出利用各尺度下小波变换系数的能量值作为电能质量扰动识别的特征矢量^[7-11]。文献[7]中对能量特征矢量采用三层前向神经网络进行扰动的识别,但前向神经网络的权值训练与其初始值的设置有很大关系,对于大量样本,网络的训练速度慢、精度差,判断类型时存在较大误差。文献[8]中对能量特征矢量采用分段线性 Fisher 分类器进行扰动识别,但其本质上还是采用线性分类法,对于线性不可分的能量特征矢量采用此方法必存在误差。文献[9-10]中对能量特征矢量应用模糊推理方法进行识别,但模糊规则和模糊隶属函数的确定是一个十分复杂的问题。文献[11]中在能量的基础上加入了扰动持续时间作为特征矢量,采用 PNN 对扰动进行自动识别。PNN 网络不需要设置网络权值的初始值,无权值训练学习过程,适合于信号分类,提高了扰动识

收稿日期:2005-04-25;修回日期:2005-11-01

别精度。但通过小波变换的高频系数确定扰动时间比较复杂,且采用该方法无法检测到幅值较小的谐波,也无法区分电压下陷和电压中断信号。

本文采用 PNN 和双小波相结合的方法进行电能质量扰动自动识别。首先,利用 db10 小波对信号分解,得到不同尺度下小波变换系数的能量值,并判断第 1 层高频系数是否存在模极大值,以此作为特征矢量输入到 PNN 中判断扰动类型。然后,采用 FFT 方法判断信号中是否存在谐波。最后,对判断出的电压下降信号采用 db1 小波分解,根据其低频层模值区分电压下陷和电压中断信号^[12]。

1 基于 PNN 的电能质量扰动识别

1.1 特征矢量选取

电能质量扰动识别中,需选取能有效区分电能质量问题的特征矢量。与正常信号相比,电能质量扰动所对应的各尺度下小波变换系数的能量分布是不同的。因此,可选用能量值作为扰动识别的特征矢量。

假设信号的采样率为 6400 Hz,对信号 $s(t)$ 利用 db10 小波进行 5 级小波分解,得到最低频系数 $c_{5,k}$ 和高频系数 $d_{j,k}$ ($j=1,2,\dots,5$)。

根据 Parseval 能量定理,有

$$\int |s(t)|^2 dt = \sum_{j=1}^5 \sum_{k \in \mathbb{Z}} |d_{j,k}|^2 + \sum_{k \in \mathbb{Z}} |c_{5,k}|^2 \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \text{令 } x_j &= \sqrt{\sum_{k \in \mathbb{Z}} |d_{j,k}|^2} \quad (j=1,2,\dots,5) \\ x_6 &= \sqrt{\sum_{k \in \mathbb{Z}} |c_{5,k}|^2} \end{aligned} \quad (2)$$

由于仅靠能量无法区分一些稳态和暂态事件的,如暂态脉冲和谐波,因此需根据第 1 层高频系数 d_1 中是否存在模极大值点作为扰动识别的依据。

关于模极大值点的检测,本文采用数字判断法,即在检测时段内如某点的模值大于该时段内信号模均值的 6 倍且该点均比与它相邻的左右 3 个点的模值大,则认为该点为模极大值点^[12]。

令

$$x_7 = \begin{cases} 1 & d_1 \text{ 中存在模极大值点} \\ 0 & d_1 \text{ 中无模极大值点} \end{cases} \quad (3)$$

则输入到 PNN 网络中的特征矢量为

$$\mathbf{V} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7]^T \quad (4)$$

1.2 PNN 的网络结构

PNN 是一种监督学习网络,由径向基层和竞争层组成。与其他网络结构相比,它不需要学习过程,无须设置初始权值。当输入矢量和目标值确定后,网络的权值也就确定了。由于其学习速度相当快,它适合于实时研究故障诊断和信号分类问题。

图 1 为 PNN 的结构图。图中, x_r ($r=1,2,\dots,R$) 为

输入量, W_{1hr} 和 W_{2kh} 分别为隐层和输出层权值, n_{1h} ($h=1,2,\dots,H$) 和 a_h ($h=1,2,\dots,H$) 分别为隐层的净输入和输出, n_{2k} ($k=1,2,\dots,K$) 和 y_k ($k=1,2,\dots,K$) 分别为输出层的净输入和输出。

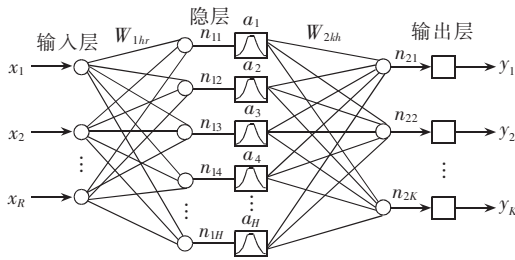


图 1 PNN 的结构

Fig.1 Architecture of a PNN

网络隐层的输出为

$$\mathbf{A}_1 = \mathbf{e}^{-\left(\frac{\|\mathbf{W}_1 - \mathbf{X}\|^2 \cdot 0.8326}{C}\right)} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{A}_1$ 为由 a_h ($h=1,2,\dots,H$) 构成的列矢量; $\mathbf{W}_1$ 为由 W_{1hr} 构成的权矩阵; $\mathbf{X}$ 为由 x_r ($r=1,2,\dots,R$) 构成的输入列矢量; C 为径向基函数的伸展系数; $\|\cdot\|$ 表示求距离。

网络输出层的净输入为

$$n_{2k} = \sum_{h=1}^H W_{2kh} \cdot a_h \quad (6)$$

网络输出层的输出为

$$y_k = \begin{cases} 1 & n_{2k} = \max_j (n_{2j}) \\ 0 & n_{2k} \neq \max_j (n_{2j}) \end{cases} \quad (7)$$

在利用 PNN 进行信号分类时,可将网络的输出维数设置为信号的类型数,输出结果为 1 的元素对应的序号即为信号的类型。

1.3 仅利用 PNN 进行扰动识别存在的问题

对正常、谐波(谐波的幅值不超过基波幅值的 5%)、电压下陷、电压中断信号,每组取 20 个测试信号,仅利用 PNN 进行扰动识别的结果如表 1 所示。

表 1 信号的分类识别结果

Tab.1 Results of signal recognition

实际类型	识别结果			
	正常	谐波	电压下陷	电压中断
正常	20	0	0	0
谐波	20	0	0	0
电压下陷	0	0	12	8
电压中断	0	0	13	7

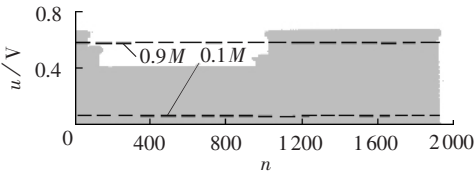
由表 1 可见,仅利用 PNN 进行扰动识别,将幅值较小的谐波均判断为正常信号,且电压下陷和电压中断的误判率较高。

2 基于 PNN 和双小波的电能质量扰动自动识别

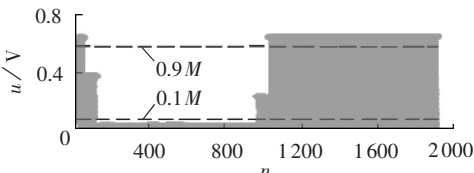
2.1 利用 db1 小波区分电压下陷和电压中断

由于电压下陷和电压中断信号仅在电压下降幅度上有区别,利用 1.1 节中特征矢量无法区分。可利用 db1 小波低频分解系数模值区分下陷和中断^[12]。

设信号的采样率为 6 400 Hz,图 2(a)和(b)分别为电压下陷信号和电压中断信号经 db1 小波 6 层分解后得到的第 6 层低频分解系数模(该频带包含基波信息)。图中 n 为采样点数,已假设正常信号进行 db1 小波分解得到的低频系数模平均值为 M ,而上、下虚线分别代表 $0.9M$ 与 $0.1M$ 。



(a) 电压下陷信号由 db1 小波分解得到的低频系数模



(b) 电压中断信号由 db1 小波分解得到的低频系数模

图 2 电压下陷和电压中断信号的低频系数模

Fig.2 The low-frequency coefficient modulus of voltage sag and voltage interrupt signal

若测试信号进行 db1 小波分解得到的低频系数存在位于 $0.9M$ 与 $0.1M$ 之间的点且持续时间超过 $1/2$ 周期,则判断为电压下陷;若存在低于 $0.1M$ 的点且持续时间超过 $1/2$ 周期,则判断为电压中断。据此可判断图 2(a)为电压下陷,(b)为电压中断。

2.2 利用 FFT 进行谐波检测

当信号中谐波幅值较小时,仅利用 PNN 是无法检测到的。由于 FFT 的频率分辨率较高,此时应对信号进行 FFT 得到其频谱,根据频谱中模极大值的个数是否大于 1 判断有无谐波。图 3 为含基波、3 次和 5 次谐波(谐波幅值分别为基波的 5% 和 1%),并混有 1% 白噪声的信号频谱图。可检测到其模极大值个数为 3,因此原信号中含有谐波。

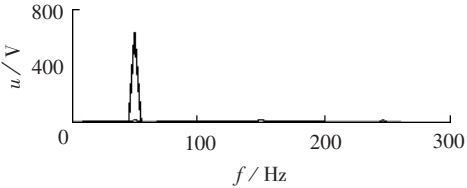


图 3 谐波幅值较小信号的频谱图

Fig.3 The frequency spectrum of harmonic signal with low magnitude

3 实验结果与比较

信号的采样率为 6 400 Hz,对正常信号、电压下降(包括电压下陷和电压中断)、电压上扬、脉冲暂态、谐波、闪变、谐波电压下降(包括谐波下陷和谐波中断)、谐波上扬信号,每组随机选取 20 个样本(其中有没噪声的,也有含 1% 白噪声的),每组样本取 10 个周

期,得到如式(4)的特征矢量 V ,并训练好 PNN 网络。

训练中发现,式(3)中的 x_7 较小,无法准确区分暂态和稳态电能质量事件,因此将 x_7 改为

$$x_7 = \begin{cases} 50 & d_1 \text{ 中存在模极大值点} \\ 0 & d_1 \text{ 中无模极大值点} \end{cases} \quad (8)$$

且式(5)中的系数 C 为 0.8。

然后对测试样本进行识别,可得如表 2 所示分类识别结果。

表 2 仿真信号的分类识别结果
Tab.2 Results of emulational signal recognition

扰动类型	n_1	n_2	n_3
正常	20	20	20
电压下陷	20	20	19
电压中断	20	18	18
电压上扬	20	20	19
暂态脉冲	20	20	20
谐波	20	20	20
闪变	20	19	19
谐波下陷	20	18	17
谐波中断	20	17	17
谐波上扬	20	18	16
识别正确率	—	95 %	92.5 %

注: n_1 为实际样本数; n_2 为无噪声时的正确识别样本数; n_3 为 1% 噪声时的正确识别样本数。

其算法步骤如下:

a. 对信号利用 db10 小波进行 5 级小波分解,得到特征矢量 V ;

b. 将 V 输入到已训练好的 PNN 中,判断信号所属类型;

c. 对步骤 b 中判断为正常、电压下陷、电压中断、电压上扬的信号利用 FFT 检测信号中是否含有谐波;

d. 对以上步骤判断为电压下降、谐波电压下降的信号采用 2.1 节中的方法区分下陷和中断。

采用不同方法测试的识别正确率分别为:90 % (仅利用 PNN);86.03 % (BP 神经网络法);89.52 % (进化神经网络法);94 % (Fisher 试性分类器法);95 % (采用本文方法)。

可见,本文方法比其他方法的扰动识别正确率高。而且本文方法的实现简单,计算量小。

4 结论

a. 采用 db10 小波分解得到的小波系数能量及高频层模极大值情况可有效区分大多数电能质量扰动问题;

b. 采用 PNN 网络无需设置初始权值,学习速度快,适合于信号的分类;

c. 本文方法加入 FFT 分析,可有效检测到幅值较小的谐波;

d. 利用 db1 小波分解的低频系数模可有效区分电压下陷和电压中断信号。

参考文献:

- [1] 林海雪. 现代电能质量的基本问题[J]. 电网技术, 2001, 25(10): 5-12.
LIN Hai-xue. Main problems of modern power quality [J]. **Power System Technology**, 2001, 25(10): 5-12.
- [2] 徐永海, 肖湘宁, 杨以涵, 等. 基于 dq 变换和 ANN 的电能质量扰动辨识[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(14): 24-28.
XU Yong-hai, XIAO Xiang-ning, YANG Yi-han, et al. Power quality disturbance identification using dq conversion based neural classifier[J]. **Automation of Electric Power Systems**, 2001, 25(14): 24-28.
- [3] 赵国亮, 刘宝志, 肖湘宁, 等. 一种无时延的改进 $d-q$ 变换在动态电压扰动识别中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(7): 53-57.
ZHAO Guo-liang, LIU Bao-zhi, XIAO Xiang-ning, et al. Application of improved $d-q$ transform without time delay in dynamic voltage disturbance identification[J]. **Power System Technology**, 2004, 28(7): 53-57.
- [4] 魏磊, 张伏生, 耿中行, 等. 基于瞬时无功功率理论的电能质量扰动检测、定位与分类方法[J]. 电网技术, 2004, 28(6): 53-58.
WEI Lei, ZHANG Fu-sheng, GENG Zhong-xing, et al. Detection, localization and identification of power quality disturbance based on instantaneous reactive power theory [J]. **Power System Technology**, 2004, 28(6): 53-58.
- [5] GAOUDA A M, SALAMA M M A, SULTAN M R, et al. Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition[J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 1999, 14(4): 1469-1476.
- [6] GAOUDA A M, SALAMA M M A, SULTAN M R, et al. Application of multiresolution signal decomposition for monitoring short-duration variations in distribution systems [J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 2000, 15(2): 478-485.
- [7] GAOUDA A M, KANOUN S H, SALAMA M M A, et al. Pattern recognition application for power system disturbance classification [J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 2002, 17(3): 677-683.
- [8] 王成山, 王继东. 基于小波包分解的电能质量扰动分类方法[J]. 电网技术, 2004, 28(15): 78-82.
WANG Cheng-shan, WANG Ji-dong. Classification method of power quality disturbance based on wavelet packet decomposition [J]. **Power System Technology**, 2004, 28(15): 78-82.
- [9] ZHU T X, TSO S K, LO K L. Wavelet-based fuzzy reasoning approach to power-quality disturbance recognition [J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 2004, 19(4): 1928-1935.
- [10] ABDEL-GALIL T K, KAMEL M, YOUSSEF A M, et al. Power quality disturbance classification using the inductive inference approach [J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 2004, 19(4): 1812-1818.
- [11] GAING Z L. Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification [J]. **IEEE Transactions on Power Delivery**, 2004, 19(4): 1560-1568.
- [12] 石敏, 吴正国, 尹为民. 基于双小波的短时电压波动信号检测[J]. 电网技术, 2005, 29(6): 17-21.
SHI Min, WU Zheng-guo, YIN Wei-min. Detection of short duration voltage variation signal based on double wavelet [J]. **Power System Technology**, 2005, 29(6): 17-21.

(责任编辑: 李 玲)

作者简介:

石 敏(1979-), 女, 湖北仙桃人, 博士研究生, 主要从事信号处理、电能质量方面研究(E-mail: sarax@21cn.com);

吴正国(1943-), 男, 湖北汉川人, 教授, 博士生导师, 主要从事信号处理、小波变换、电力系统等方面研究;

徐 袭(1978-), 男, 湖北汉川人, 讲师, 博士研究生, 主要从事控制理论、DSP 等方面研究。

Auto recognition of power quality disturbance based on probabilistic neural networks and double wavelet

SHI Min, WU Zheng-guo, XU Xi

(Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstracts: Auto recognition of PQ(Power Quality) disturbance is the premise of finding out the ultimate cause of PQ problems. A method based on PNN(Probabilistic Neural Networks) and double wavelet of db10 and db1 for auto recognition of PQ disturbance is proposed. The signal is decomposed by db10 wavelet, the energy of wavelet transform coefficients at different levers and the status of the first layer high-frequency decomposition coefficients module maximum are severd as the input vectors of PNN for disturbance type judgment. Fast Fourier transform is applied to the signal to detect its harmonics. The signal with voltage drop is decomposed by db1 wavelet, and the voltage sag is distinguished from voltage interrupt signal by the module of the low frequency coefficients. Test results show that the correct recognition ratio is improved. The proposed method is easy to implement and detect the harmonic with low magnitude effectively.

Key words: power quality; disturbance recognition; probabilistic neural networks; wavelet transform; double wavelet; fast Fourier transform