

基于小波变换和神经网络的暂态电能质量扰动自动识别

刘晓芳¹, 刘会金², 柯定芳³

(1. 杭州华电电源环境工程有限公司, 浙江 杭州 310012; 2. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072;
3. 东北电力学院电力系, 吉林 吉林 132012)

摘要: 针对短时电能质量变化和暂态扰动现象的不同特点, 提出了一种暂态电能质量分类的新方法。先提取基波频段所在的小波系数将电压凹陷、电压凸起和电压中断分别检测出来; 然后将小波包分解结果中的最佳子空间的熵值作为特征量, 结合人工神经网络区分暂态脉冲和振荡。该方法利用小波和小波包各自的时频分解特点, 实现了暂态电能质量扰动的自动检测和分类。经仿真分析, 验证了此方法的准确性和高效性。

关键词: 暂态电能质量; 小波包; 熵; 人工神经网络

中图分类号: TM714 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2005)23-0046-05

0 引言

随着现代电力电子技术在输电系统中的普及应用和对电能质量敏感的用电设备日益增多, 暂态电能质量问题越来越受到供用电双方的重视^[1]。为了改善电能质量, 要求供电部门首先对暂态干扰源进行检测、识别和分类, 进而采取合理的措施改善电能质量。常见的电能质量干扰主要包括电能质量短时扰动: 电压凹陷、电压凸起、电压中断和暂态扰动(暂态脉冲和振荡暂态)。近年来, 小波变换理论的发展为解决暂态问题提供了新的思路, 现已广泛地应用于暂态电能质量现象的监测、识别、分类以及特征提取^[2]。

目前的暂态电能质量分类方法多是采用结合小波技术的神经网络分类器, 其难点是如何提取有效的、能表征不同电能质量扰动特征的特征量。文献[3]直接将小波变换系数作为分类判据, 使得神经网络输入量大、结构复杂、训练负担重。针对电能质量扰动特征提取问题, 有的学者提出了降低分类器特征向量维数的方法^[4], 使得神经网络结构大大简化, 但仍然存在硬件实现困难的问题。

本文分析短时电能质量变化与暂态扰动各自不同的特征, 将短时扰动与暂态扰动区别分析。该方法先用基波频段所在的小波系数将电压凹陷、电压凸起和电压中断检测出来; 然后对采样信号进行小波包变换, 计算出最佳小波包子空间的熵值和, 以此作为分类依据区分暂态脉冲和暂态振荡。这种方法在充分利用小波变换时频分辨率强这一特点的同时, 又降低了神经网络输入向量的维数, 使得分类器的存储量和运算负荷减小, 具有较好的实时性和高

效性。

1 小波和小波包原理^[5]

设 $(t) \in L^2(R)$ (平方可积函数空间), 若其傅里叶变换 $\hat{f}(\omega)$ 满足允许性条件:

$$C = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{f}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

则称 (t) 为小波母函数。 (t) 的伸缩平移系列:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in R, a \neq 0 \quad (2)$$

称为由 (t) 生成的小波, a, b 分别是尺度因子和时移因子。对于任意函数 $f(t) \in L^2(R)$, 其连续小波变换为:

$$W_{a,b}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \overline{\psi_{a,b}\left(\frac{t-\tau}{a}\right)} d\tau \quad (3)$$

式中: $\bar{\cdot}$ 是 \cdot 的共轭。

Mallat离散小波变换快速分解算法为:

$$\begin{aligned} c_{j+1,k} &= \sum_m h_0(m-2k) c_{j,m} \\ d_{j+1,k} &= \sum_m h_1(m-2k) c_{j,m} \end{aligned} \quad (4)$$

其中: k 表示时间位移, $c_{j,k}$ 和 $d_{j,k}$ 分别表示 $f(t)$ 在第 j 尺度上的近似系数和小波系数序列。 h_0, h_1 分别为低通和高通滤波器系数。

小波包是一种正交小波分析方法, 是多分辨率的改进, 定义一序列函数 $\{W_n(x)\}$ 满足下列方程:

$$\begin{aligned} W_{2n}(x) &= 2^{j/2} \sum_k h_k W_n(2^{j/2}x - k) \\ W_{2n+1}(x) &= 2^{j/2} \sum_k g_k W_n(2^{j/2}x - k) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $j, k \in \mathbf{Z}, n \in \mathbf{N}$; 称函数 $2^{j/2} W_n(2^{j/2}x - k)$ 为一

个小波包函数; j, k 分别是尺度因子和时间因子; n 是振荡因子; $W_0(x)$ 是尺度函数; $W_1(x)$ 是相应的小波函数; h_k, g_k 是一组共轭镜像滤波器; 信号 $f(t)$ 用下面的标准正交小波包基函数展开:

$$f(t) = \sum_{l_{nk} j} C_{n,j}(k) 2^{k/2} W_n(2^{k/2} t - j) \quad (6)$$

$$C_{n,j}(k) = 2^{k/2} \int f(t) W_n(2^{k/2} t - j) dt$$

式中: $l_{nk} = \{2^h n, 2^h n + 1, \dots, 2^h(n+1) - 1\}$ 。 l_{nk} $P, j \in N$ 。按 l_{nk} 的形式可以将非整数 N 分割成两两不相交的形式, 将这样的划分记为 P , 则 $2^k W_n(2^{k/2} t - j)$ 构成了 Hilbert 空间的一个标准正交基。

原始信号的重构离散公式为:

$$C_{j,m}(k) = \sum_n C_{j+1,2m}(n) \overline{h_{k-2n}} + \sum_n C_{j+1,2m+1}(n) \cdot \overline{g_{k-2n}} \quad (7)$$

其中: $\overline{h}, \overline{g}$ 分别是 h 和 g 的共轭。

2 暂态电能质量扰动的分类

2.1 短时电能质量扰动的分类

采用基于小波变换的多分辨率分析能对电能质量扰动进行监测、定位, 在检测到系统发生暂态扰动之后, 还要进一步确定扰动类型。短时电能质量扰动信号除了在发生点、结束点外, 其余各段时间内信号都是连续的, 且为基波频率。因此, 采用小波变换提取的各尺度高频信息中, 只包含突变点的信息。所以对于这三种扰动, 用以往的高频尺度作为分类根据是不够准确的。

本节提取采样信号在基波段的小波系数来进行判断, 找出基波幅值的变化来鉴别扰动种类。由于小波变换是线性变换, 因此用小波变换提取的基波频段所在的小波系数大小与基波的幅值成正比, 可以很好地表征短时电压变化的不同类型。当信号发生凹陷、凸起和中断时, 相应的基波频段的小波系数也会发生凹陷、凸起和中断, 且变化幅度相同。由于暂态脉冲和振荡发生时间短, 主要产生高频信息, 在基波频段的小波系数中不能反映其特征。故只需根据 IEEE 扰动标准确定阈值, 就可区分凹陷、凸起和中断这 3 种扰动。这种方法充分体现了小波变换时频分解的优势, 由于只考虑了信号变化的低频部分, 所以可以有效地避免高频噪声和低次谐波的影响。

本文以采样频率 20 kHz 来说明, 由 Mallat 算法可知小波分解的 8 尺度小波系数包含的频率段为

39.062 5 ~ 78.125 0 Hz, 基波频率在此尺度上, 故提取 cd8 为扰动分类根据。

阈值的确定可以采取以下的方法:

$$\text{令扰动幅值系数 } K = \frac{d_{B,D}}{d_{B,N}} \quad (8)$$

式中: $d_{B,D} = \max(|W_{B,D}|)$, 表示扰动持续时间 T_{PQ} 内的基波频段小波系数最大模值, $d_{B,N} = \max(|W_{B,N}|)$, 表示预先存储的正常信号在 T_{PQ} 内的基波频段小波系数最大模值。

根据 IEEE 扰动标准确定阈值, 采用上述方法, 可确定如下阈值。电压下降程度为 0.1 (下限) 时, 凹陷的最小扰动系数为 0.096 4, 下降程度为 0.9 (上限) 时, 凹陷的最大扰动系数为 0.899 6; 电压骤升程度为 1.1 (下限) 时, 凸起的最小扰动系数为 1.100 4, 骤升程度为 1.8 (上限) 时, 凸起的最大扰动系数为 1.803 2。故此, 设定阈值如表 1 所示。

表 1 短时电能质量扰动判据

Tab 1 Short power quality disturbances criterion

幅值系数 K 的范围	扰动类型
$K < 0.050 4$	电压间断
$0.096 4 < K < 0.899 6$	电压凹陷
$1.100 4 < K < 1.803 2$	电压凸起

2.2 暂态脉冲和暂态振荡的区分

暂态脉冲和振荡主要包括高频信息, 在低频系数上是不能反映其变化的, 需要在高频信号上继续分解。在排除了凹陷、凸起和电压中断后, 可认为信号发生了暂态脉冲或振荡。本节采用基于最优小波包基的方法区分这两种扰动。

2.2.1 基于最优小波包基的特征提取方法

小波包分析能够为信号提供一种更精细的分解方法, 它将频带进行多层次的划分, 对多分辨率中没有细分的高频部分进一步分解。利用小波包变换对信号进行特征提取, 可以充分利用信号的时频信息, 凸显某些难以在时域中观察到的特征。在特征矢量的构造中, 小波包子树的节点代价和是模式特征的一种常用表示方法^[6]。给定一个序列的代价函数, 在所有小波包基中寻找使代价函数最小的基, 就是最优小波包基^[7], 代价最小就是最有效的意思。这里的信息代价函数就是小波包的熵值。

采样后的电压扰动信号经小波包分解后, 得到时间—尺度域内各子空间的随机系数序列。由于按最优小波包基分解得到的最佳子空间内的随机系数序列的不稳定性程度最低, 即是在小波包变换域内

的目标信息就最稳定。这种小波包分解结果中所包含的最稳定的信息状态可看作是电压扰动信号所包含的特征状态。不同类型的暂态电能质量现象对应着不同的特征状态,可以用各自对应的最佳子空间的熵值来衡量。

实际特征提取时,各种暂态电压扰动信号的最佳小波包树结构不可预见。为了得到统一的特征向量形式,同时充分利用不同二叉树的结构信息,把同一尺度下最佳小波包空间的熵值和作为特征量,再将所有尺度下的特征量按尺度分解依次组合在一起,形成最终的特征向量。

在本文中,选取对数能量熵 (log energy)作为信息代价函数,定义为: $M(x) = \sum_j \log |x_j|^2$, 约定 $\log 0 = 0$ 。其中 x_j 代表信号采样点 x 在一个正交小波包基上的投影。对暂态电压波形进行 8 尺度的小波包分解,计算形成 8 维的神经网络输入向量 $\{e_1, e_2, \dots, e_8\}$, $e_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 表示各尺度下最佳子空间的熵值和。

2.2.2 神经网络分类器的设计

为了检测并区分瞬时脉冲和振荡暂态,分类器采用三层 BP 网络构建, S 形传递函数,训练方法采用 Levenberg - Marquardt 算法。网络结构如图 1 所示。

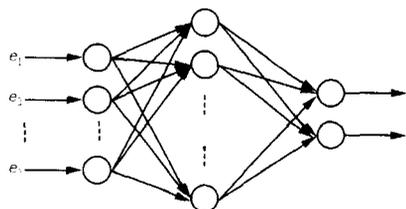


图 1 BP 神经网络的结构

Fig 1 Structure of BP neural network

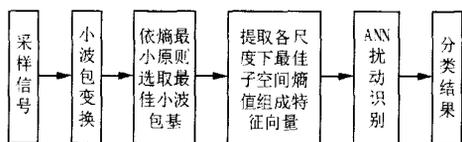


图 2 基于最优小波包基分解的特征提取及分类流程图

Fig 2 Feature extraction and classification flow chart based on best wavelet packet decomposition

按照上节的分析,采用 8 维的熵特征向量作为神经网络的输入,即网络输入量为 8,经仿真测试,隐节点数设为 16。网络输出节点数为 2,如果扰动类型为脉冲暂态,对应的输出向量是 $\{1, 0\}$,如果扰

动类型是振荡暂态,则对应的输出向量就是 $\{0, 1\}$,即为 8—16—2 的结构。图 2 给出了基于小波包变换的最佳子空间熵特征提取及分类流程图。

3 仿真分析

由于 Daubechies 小波对不规则信号反应较为灵敏,具有紧支撑、正交而且简单的特点,因而在电能质量分析中得到了广泛的应用^[8]。本文选用 db4 小波为基本小波来分析暂态电能质量扰动。利用 Matlab 6.5 仿真软件进行仿真研究。信号的采样频率为 20 kHz,每周期采样点数为 400,取 10 个周期长度。

3.1 短时变化现象的仿真分析

1) 电压凹陷

电压凹陷是电力系统中最常发生,危害最大的电能质量扰动,通常是由供电系统故障或用户内部断路器故障以及大功率电动机启动引起的。仿真电压凹陷信号波形如图 3 所示,电压凹陷幅度的理论值设为 0.6。调用短时电压变化子程序计算得电压凹陷信号的 8 尺度小波系数 (见表 2)和电压下降幅度 $k = 0.5984$,根据表 1 的判据可知 $0.1034 < k = 0.5984 < 0.8953$,判为电压凹陷是正确的。

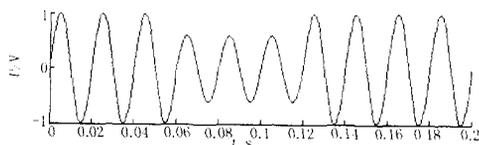


图 3 电压凹陷信号的仿真结果

Fig 3 Simulation of voltage sag signal

表 2 电压凹陷信号的 8 尺度小波系数值 (22 个点)

Tab 2 Voltage sag signal's 8 scale wavelet coefficients (22 points)

0.0066	-0.0483	-2.0752	5.2756	4.9267	-13.6012
13.6012	-2.2599	-5.5879	8.7721	-5.8279	-1.0373
10.0265	-13.1107	4.9371	7.3994	-14.4742	10.9482
1.7159	-0.1858	-5.7449	-4.1185		

2) 电压凸起

中性点不接地系统的单相接地故障会引起非故障相的电压上升,大负荷的切除或电容器组的充电也会导致电压凸起现象的发生。仿真波形见图 4 所示,电压凸起幅度理论值设为 1.5。调用短时电压变化子程序计算得电压凸起信号的 8 尺度小波系数 (见表 3)和电压下降幅度 $k = 1.5020$,根据表 1 的判据可知 $1.0932 < k = 1.5020 < 1.7861$,判为电压凸起。

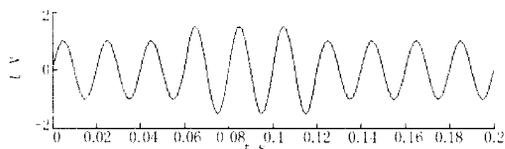


图 4 电压凸起信号的仿真结果

Fig 4 Simulation of voltage swell signal

表 3 电压凸起信号的 8 尺度小波系数值 (22 个点)

Tab 3 Voltage swell signal's 8 scale wavelet coefficients (22 points)

0.006 6	-0.048 3	-2.075 2	5.275 6	4.926 7	-13.603 3
13.091 5	-4.540 6	-13.110 0	22.018 3	-14.669 0	-3.698 8
15.789 3	-14.722 9	5.168 3	7.405 6	-14.474 2	10.948 2
1.715 9	-0.185 8	-5.744 9	-4.118 5		

3) 电压中断

断电可能是电力系统故障、设备故障以及控制失灵的后果。仿真结果见图 5 所示,电压下降幅度理论值设为 0.08。调用短时电压变化子程序计算得电压中断信号的 8 尺度小波系数 (见表 4)和电压下降幅度 $k = 0.0847$, 同理由表 1 的判据 $k = 0.0847 < 0.0964$ 可知,应判为电压中断。

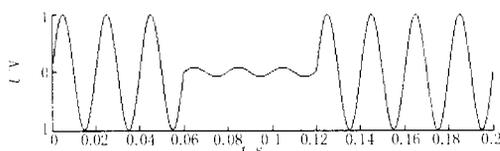


图 5 电压中断信号的仿真结果

Fig 5 Simulation of voltage interruption signal

表 4 电压中断信号的 8 尺度小波系数值 (22 个点)

Tab 4 Voltage interruption signal's 8 scale wavelet coefficients (22 points)

0.006 6	-0.048 3	-2.075 2	5.275 6	4.926 7	-13.603 3
13.127 9	-0.942 1	-1.241 9	1.118 7	-0.719 7	0.500 4
0.696 9	-12.179 2	4.803 5	7.395 9	-14.474 2	10.948 2
1.715 9	-0.185 8	-5.744 9	-4.118 5		

3.2 暂态脉冲和振荡的仿真分析

1) 暂态脉冲波形

闪电电击线路和感性电路的开合是产生脉冲暂态的主要原因。图 6 是利用 Simulink 仿真系统负荷投切时产生的暂态脉冲波形。

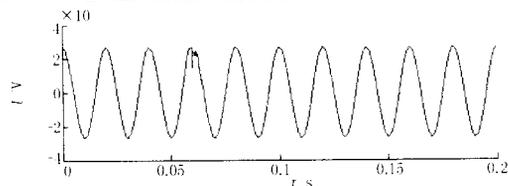


图 6 开关动作造成的暂态脉冲波形

Fig 6 Transient impulse waveform caused by switch action

2) 振荡暂态波形

线路、负载和电容器的投切都将使系统产生振荡暂态。图 7 仿真的是电容器充电时产生的振荡现象。

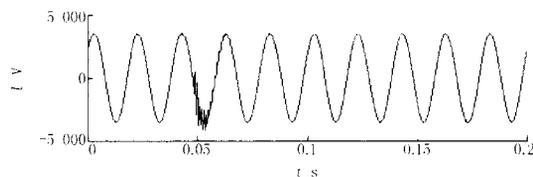


图 7 电容器充电形成的振荡电压波形

Fig 7 Transient oscillation waveform caused by capacitor charging

3) 神经网络训练和测试

通过改变扰动持续时间和系统参数,可以得到上述两种暂态电能质量扰动数据,取一定数目的样本对神经网络进行训练,另取一定数目的样本用来测试。特征提取的结果如图 8 所示, X 轴表示小波包分解尺度 i , Y 轴是 i 尺度下经过归一化处理后的熵值 $abs(e_i) (i=1, 2, \dots, 8)$ 。训练及测试结果如表 5 所示。

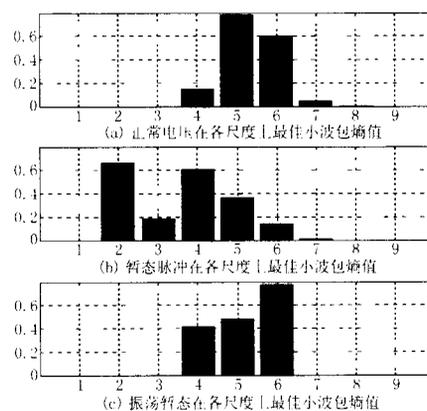


图 8 不同电压信号的最佳小波包基展开结果

Fig 8 The decomposition results of best wavelet packet for different voltage signal

表 5 基于最优小波包基分解的识别结果

Tab 5 Identification result based on best wavelet packet decomposition

扰动类型	训练样本	测试样本	分为该类数目		正确识别率
			脉冲	振荡	
暂态脉冲	30	30	28	2	93.3%
振荡暂态	30	30	0	30	100%

4 结论

本文根据不同电能质量扰动的特点,提出了一种新的暂态电能质量扰动分类方法。对于短时电能

质量扰动,提取基频段所在小波系数作为分类依据,方法简单且能有效避免噪声影响。对于暂态脉冲和振荡,利用小波包最佳基分解得到的熵和特征作为神经网络的输入量进行分类,充分利用了小波包基比普通小波基具有更强时频分辨率的特点,简化了神经网络的结构。此法简便易行,精度高且实时性好,是一种切实可行的分类方法。

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
LN Hai-xue. The Base Problem About Modern Power Quality[J]. Power System Technology, 2001, 25(10): 5-12
- [2] 尚婕, 陈红卫, 李彦. 小波变换在电能质量暂态信号检测中的应用 [J]. 继电器, 2003, 31(2): 27-30
SHANG Jie, CHEN Hong-wei, LI Yan. Application of Wavelet Transform to Detect Power Quality Transient Signal[J]. Relay, 2003, 31(2): 27-30
- [3] Santos S, Edward J P, Grady W M, et al. Power Quality Disturbance Waveform Recognition Using Wavelet-based Neural Classifier-Part 1: Theoretical Foundation; Part 2: Application[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2000, 15(1): 218-235.
- [4] 王晶, 束洪春, 陈学允. 检测电压瞬时脉冲扰动的小波—神经网络新方法 [J]. 电力系统自动化, 2002, 26(3): 50-54
WANG Jing, SHU Hong-chun, CHEN Xue-yun. Surge Disturbance Detection Using Wavelet-based Neural Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(3): 50-54.
- [5] 彭玉华. 小波变换与工程应用 [M]. 北京: 科学出版

社, 2000.

PENG Yu-hua. Wavelet Transform and Application in Engineering[M]. Beijing: Science Press, 2000.

- [6] Liang H, Nartimo I. A Feature Extraction Algorithm Based on Wavelet Packet Decomposition for Heart Sound Signals [A]. Proc of IEEE—SP Inter Symp. USA: 1998. 93-96
- [7] Coifman R, et al. Entropy-based Algorithm for Best Basis Selection[J]. IEEE Trans IT, 1992, 38(2): 713-718
- [8] Brito N S P, Souza B A, Pires F A C. Daubechies Wavelets in Quality of Electrical Power[A]. The International Conference on Harmonics and Quality of Power Athens (Greece): 1998. 511-515.
- [9] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB神经网络仿真与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
WEN Xin, ZHOU Lu, LI Xiang, et al. Simulation and Application of MATLAB Neural Network [M]. Beijing: Science Press, 2003.
- [10] 胡昌华, 张军波, 夏军, 等. 基于 MATLAB的系统分析与设计——小波分析 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999.
HU Chang-hua, ZHANG Jun-bo, XIA Jun, et al. MATLAB-based System Analysis and Design—Wavelet Analysis[M]. Xi an: Xidian University Press, 1999.

收稿日期: 2005-04-26; 修回日期: 2005-07-26

作者简介:

刘晓芳(1979-),女,硕士研究生,研究方向为电能质量分析与控制; E-mail: xiaofangsunny@163.com

刘会金(1952-),男,教授,博士生导师,主要从事电能质量分析与控制等方面的研究。

Auto recognition of transient power quality disturbances based on wavelet and neural network

LU Xiao-fang¹, LU Hui-jin², KE Ding-fang³

(1. Hangzhou Huadian Huayuan Environment Co., Ltd, Hangzhou 310012, China;

2. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

3. Northeast China Institute of Electric Power Engineering, Jilin 132012, China)

Abstract: Aimed at the different characteristics of power quality disturbance, this paper presents a new method for classification of transient power quality. First, the wavelet coefficients of basic frequency are extracted to identify the short duration disturbance like voltage sag, swell and interruption. Second, entropy features of the best wavelet packet of transient impulse and transient oscillation are calculated. Along with the artificial neural network, they can be effectively classified. Using the different time-frequency characteristics of wavelet and wavelet packet, the proposed approach can avoid the noise and complete the detection and classification of transient power quality. The accuracy and efficiency are verified by simulation analysis.

Key words: transient power quality; wavelet packet; entropy; artificial neural network