

一种基于小波变换的电力系统带噪声波形的畸变点检测新方法

唐良瑞, 陈常洪, 祁兵
(华北电力大学信息工程系, 北京 102206)

摘要: 电能质量扰动分析是提高电能质量的基础和依据,其关键问题就是如何准确检测与定位混有噪声电能波形畸变的发生时刻。该文提出了将小波变换后的高频数据进行阈值滤波和信号增强处理,然后再利用模极大值的方法来检测突变信息。该算法不仅能很好地抑制噪声,还能有效地增强突变点信息,为后续的突变点的精确定位提供了有利条件。仿真实验结果表明,该算法在较强的噪声干扰的情况下仍然有较高的精度和可靠性,是一种行之有效的方法。

关键词: 电能质量; 扰动分析; 小波变换; 信号增强

中图分类号: TM762 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2006)07-0056-05

0 引言

为了分析电能质量问题,并为采取合理措施提高电能质量提供依据,对电能质量扰动监测是首先要解决的问题。以往,大多是通过直接观察监测装置记录的扰动波形来进行扰动的初步分析和识别。但对于已存储的大量电能质量扰动数据,采用这种方法既费时又费力,并且不能做到对电能质量扰动的自动识别和统计分析。为了系统地分析、研究电能质量问题,并能对其测量结果进行分选,从而找出引起电能质量问题的原因和应采取的针对性解决方法,对电能质量扰动进行监测和分析就显得尤为重要^[1]。

电力系统电能扰动的主要表现形式有:电压凹陷、电压降落、瞬时扰动等,其关键问题就是如何准确检测与定位电力系统波形畸变的发生时刻,而一个好的检测方法应该是不能标出真正波形畸变点的漏检概率和错误标出非畸变点的概率很低;被检测到的畸变点位置应该与相应的真正畸变点位置尽可能靠近,也就是说被检测到的畸变点和相应的真正畸变点之间的距离最小;同时有最强的抗噪声干扰能力。为了获得好的检测与定位方法,国内外学者在此方面做了大量研究^[2~5]。

由于小波变换具有良好时频局部化特性,它通过对不同的频率成分采用逐渐精细的采样步长,可以聚焦到信号的任意细节,能很好地处理畸变信号,

特别适合于对非稳态畸变波形问题进行分析,是电能质量检测中一个有力的工具^[3~5]。但由于线路、设备安装位置和干扰等原因,电力信号中总带有噪声,小波方法的性能受噪声影响较大。要分析这类信号,必须对信号进行预处理,极大地压制信号中的噪声,以便提取有用信息,然后利用小波系数的模极大值来确定奇异点,由此可检测到曲线信号的异常值。本文针对电能扰动信号的特性提出了一种基于小波变换的带噪声波形的畸变点检测新方法。该算法首先将电能扰动信号进行小波变换,由于突变信息主要存在于小波分解后的高频信息中,因此,将高频信息通过阈值滤波,削弱噪声后再进行信号增强,从而进一步抑制噪声,同时,突出事件点信息。仿真实验结果表明,该算法在较强的噪声干扰的情况下仍然有较高的精度和可靠性,是一种行之有效的方法。

1 信号局部奇异性的小波变换的刻划

令 $\psi(t)$ 表示积分为 1 而在无限远处衰减为 0 的任意光滑函数,即 $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 1$ 和 $\lim_{|t| \rightarrow \infty} \psi(t) = 0$ 。令

$$\psi(t) = \frac{d\psi(t)}{dt}, \text{ 则 } \int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) d\psi(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{d\psi(t)}{dt} dt = 0,$$

所以 $\psi(t)$ 可作为小波变换的基本小波^[6]。用 $\psi_a(t) = \frac{1}{a} \psi(t/a)$ 表示 $\psi(t)$ 对尺度因子的伸缩,则对应尺度因子的小波函数为:

$$\psi_a(t) = \frac{1}{a} \psi(t/a) = \frac{d\psi(t/a)}{dt} = a \frac{d\psi(t/a)}{dt/a} \quad (1)$$

信号 $f(t)$ 在尺度 a 上对应于基本小波 $\psi(t)$ 的

基金项目: 国家自然科学基金(60402004)

小波变换为:

$$W_a f(t) = f(t) * \psi_a(t) = f(t) * \left(a \frac{d\psi(t)}{dt} \right) = a \frac{d}{dt} (f * \psi)(t) \quad (2)$$

$$W_a^2 f(t) = f(t) * \psi_a^2(t) = f(t) * \left(a \frac{d^2\psi(t)}{dt^2} \right) = a \frac{d^2}{dt^2} (f * \psi)(t) \quad (3)$$

对于固定尺度 a , $|W_a f(t)|$ 的极大值点为信号的局部突变点 (或称奇异点), 而 $|W_a^2 f(t)|$ 的零交叉点对应于 $(f * \psi)(t)$ 的拐点。因此, 当小波取光滑函数的一阶导数时, 小波变换 $W_a f(t)$ 模极大值的点就对应信号 $f(t)$ 的突变点^[7]。

数学上, 常用 Lipschitz 指数刻画信号的奇异性。设 t_0 为信号 $f(t)$ 的局部突变点, 则在该点处 $f(t)$ 的小波变换 $W_a f(t_0)$ 取得模极大值, 且此极大值 $f(t)$ 与 Lipschitz 正则性指数 满足如下关系:

$$|W_a f(t_0)| \sim K a \quad (4)$$

在二进制时, 式 (4) 变为:

$$|W_j f(t_0)| \sim K 2^j \quad (5)$$

不等式两边取对数, 则有:

$$\lg |W_j f(t_0)| = \lg K + j \quad (6)$$

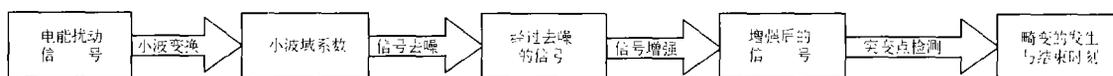


图 1 突变点检测过程

Fig 1 Process of saltation detection

1) 检测中的信号去噪

由于实际电压信号的测量过程总会引入噪声, 即检测到的电压扰动信号是由原始扰动信号和噪声线性组合而成的。小波变换是线性变换, 因此检测到的信号的小波变换值也是由原始扰动信号的小波变换值和噪声的小波变换值叠加而成的。这样, 小波变换模极大值也就有可能是由检测噪声所产生。因此, 对于实际电压信号, 当背景噪声信号较强时, 仅利用小波变换模极大值检测其奇异点从而判断扰动的发生时刻和恢复时刻, 有可能会产生较大误差, 因此必须对信号作预处理, 既要消除噪声所表现的高频量, 又要保留那些反应信号突变部分的高频量。

Antonini^[9]指出除了最低频分量小波系数外, 其它各分量小波系数的分布可用广义高斯正态函数来描述, 都几乎对称地分布在零点的两侧。小尺度上大部分系数的值都较小, 为了保持主边缘, 根据小波系数分布呈高斯正态分布, 一种直观而有效的消除

从式 (6) 可以看出, 由于 K 是常数, 若信号 $f(t)$ 的 Lipschitz 正则性指数 为正, 则小波变换的模量极大值将随尺度 j 的增加而增加; 若 为负, 则模量极大值随尺度的增加而减小^[6]。对于白噪声, 由于是一个几乎处处奇异的随机分布且具有奇异指数 $= -0.5$, $\forall > 0$, 因此白噪声的小波变换的模量极大值将随着尺度的增大而减小, 而突变信号的奇异指数非负, 其小波变换的模量极大值将随尺度的增大而增大^[8]。不过, 不同类型的突变, 其小波变换随尺度的变化情况又各不相同。

2 突变点检测算法

对电能扰动信号分析的目的就是如何准确检测与定位电力系统波形畸变的发生与结束时刻。为了准确地检测出突变点, 必须使噪声得到充分地抑制, 同时突出有用信息。本文的算法首先将电能扰动信号进行小波变换, 由于突变信息存在于小波分解后的高频信息中, 因此, 将高频信息通过阈值滤波, 削弱噪声后再进行能量相关运算, 从而进一步抑制噪声, 同时, 突出事件点信息, 并根据阈值滤波后高频信息中所检测出突变点的对应点的特点, 判断出突变点的类型。如图 1 所示。

噪声方法是直接对小波系数取一阈值, 仅由保留下来的较大的系数重构原信号, 因此阈值的选取成了这类算法的关键。域值滤波的方法有很多种, 关键在于域值的确定准则。这里采用最大最小准则^[10], 此准则采用的是一种固定的域值, 它产生一个最小均方误差的极值。在统计学上, 这种极值原理用于设计估计器。因为被去噪的信号可以看作与未知回归函数的估计式相似, 这种极值估计器可以在一个给定的函数集中实现最大均方误差最小化。具体的域值选取规则为:

$$T = \begin{cases} (0.3936 + 0.1829 \lg n) & n > 32 \\ 0 & n < 32 \end{cases} \quad (7)$$

$$= \text{middle}(|W_j|) / 0.6745 \quad (8)$$

式中: n 为小波系数的个数; σ 为噪声信号的标准差; W_j 为尺度为 j 的小波系数。因此, 式 (8) 中的分子部分表示对分解出的第 j 级小波系数取绝对值后再取中值。

2) 突变信号的增强

设信号 $f(t)$ 在尺度 j 上的小波变换系数为 $W_j f(t)$, 相邻尺度 j 和 $j+1$ 上的小波变换系数的乘积为 $D(j, t)$, 则:

$$D(j, t) = \text{sgn}(W_j f(t)) |W_j f(t) W_{j+1} f(t)| \quad (9)$$

其中: $\text{sgn}(\cdot)$ 为取符号函数, 表示保持尺度 j 上小波系数的符号不变。

根据不同类型的突变小波系数跨尺度的不同特性, 为进一步突出信号突变, 在式 (9) 的右边再乘上一个因子 $K^{[3,4]}$, 即式 (9) 变为:

$$D(j, t) = \text{sgn}(W_j f(t)) K |W_j f(t) W_{j+1} f(t)| \quad (10)$$

$$\text{其中: } K = \begin{cases} 1 & 0.7 < T_0 < 1 \\ 2 & 1 < T_0 < 2, T_0 = \frac{|W_{j+1} f(t)|}{|W_j f(t)|} \\ T_0 & \text{others} \end{cases}$$

式 (10) 的乘积扩大了尺度 j 上小波数值的范围, 但在实际信号处理中不符合能量准则, 为此, 我们需要对乘积系数进行规范化处理:

计算尺度 j 上小波系数 $W_j f(t)$ 的能量 $E_j = \sum_i (W_j f(t))^2$ 以及相邻尺度 j 和 $j+1$ 小波系数的乘积 $D(j, t)$ 的能量 $E_D = \sum_i (D(j, t))^2$;

求能量 E_j 和 E_D 之比 $r_E = \sqrt{E_j/E_D}$;

将 $D(j, t)$ 与相乘得到尺度上新的小波系数 $W_j^* f(t)$ 。

经过规范化处理, 使得增强前后小波域能量不变, 抑制了噪声, 突出增强了阶跃和斜变变化点的小波系数。

3) 模极大值点检测

图 2 阶越信号的小波分解通过找出信号增强后的曲线中的模极大值点来检测突变点。但是, 检测出来的模极大值点中可能有幅度较大的噪声点。但噪声在相关增强后的信号中只存在个别层中, 而突变信号存在于所有层中。

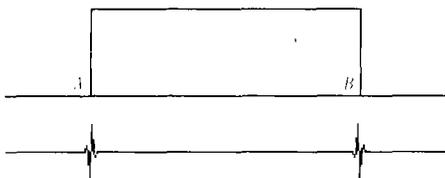


图 2 阶越信号的小波变换高频

Fig 2 High frequency of step signal wavelet transformation

电能扰动信号的突变点主要为正的阶越点和负的阶越点。正阶越突变点的小波变换后第 1 层的特点是: 先出现一个负的模极大值点, 紧接着出现一个

正的极大值点。两个极大值点的幅度基本相等, 第一个模极大值点为突变的起始点, 如图 2 中“ A ”点所示。负阶越突变点的小波变换后第 1 层的特点: 先出现一个正的模极大值点, 紧接着出现一个负的极大值点。两个极大值点的幅度基本相等。后一个模极大值点为突变的结束点, 如图 2 中“ B ”点所示。

3 仿真实验结果分析

本文利用以上算法对存在噪声情况下的电能扰动进行分析与定位。电压信号的采样频率取每周期 300 个点。由于正交小波变换在各个尺度层上虽然能符号一致地反映信号突变点位置, 但对应的小波变换模极大值点在各个尺度层上有移位现象, 而双正交小波变换在各个尺度层上的小波变换模极大值与信号突变点符号、位置整齐地相对应, 因此, 本文采用 9-7 小波^[11] 将扰动信号分解到第 5 层。下面只对几种具有代表性的扰动信号进行分析。

1) 电压崩溃

电压崩溃是指在某一时刻, 电压下降至原来的 10% ~ 90%, 并持续 0.5 ~ 1.0 s。短路电流、大负荷和电动机的投切都可能造成这种扰动。电压崩溃扰动信号如图 3 所示。

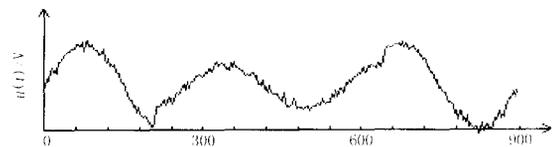


图 3 电压崩溃信号

Fig 3 Voltage sag signal

将电压崩溃信号用小波分解到第 5 层, 结果如图 4 所示。

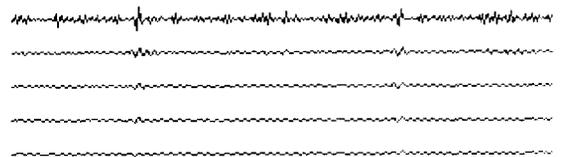


图 4 小波变换的高频信息

Fig 4 High frequency information of wavelet transformation

将各层小波域系数进行阈值去噪, 结果如图 5 所示。与图 3 比较, 可明显看出, 噪声得到了充分地抑制。但是仍有个别幅度比较大和末端的噪声残留于高频信息内。

下面对滤波后的高频信息进行信号增强处理。由图 6 可看出, 噪声得到进一步地抑制; 同时, 有用信号的小波域系数都得到明显地增强。整个曲线规

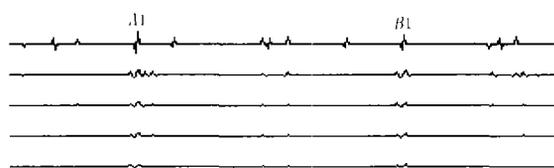


图 5 滤波后的高频信息

Fig 5 High frequency information by filter

则,噪声几乎得到了完全消除,只有个别的突变点。得到了令人满意的效果。下面只需要从曲线数据中检测出哪些点代表电能扰动信号发生畸变的开始点和结束点。

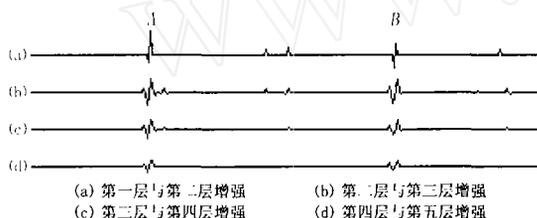


图 6 信号增强后的高频信息

Fig 6 High frequency information by enhancement

根据信号增强后的数据,判断出所有的模极大值点。噪声信号只存在于个别增强后的层中,如图 6 所示,个别的模极大值点随着层数的增高,逐渐消失。据此,检测出 2 个突变点,如图 6(a)所示的“A”和“B”点。结合图 4 中滤波后信号的第 1 层分析,与“A”点对应的“A1”点先出现一个负的模极大值点,紧接着出现一个正的极大值点。两个极大值点的幅度基本相等,所以,“A”点为正的阶越。而且,第一个模极大值点为突变发生点。“B”点的情况与“A”点十分相似,也判断为正的阶越,其中,与“B”点对应的“B1”点先出现一个负的模极大值点,紧接着出现一个正的极大值点,后一个模极大值点为突变结束点。而且,结合原始信号的波形特点分析得出,此扰动信号为电压崩溃信号。检测出的突变点的类型和位置与实际情况吻合,精确度高。

2) 电压膨胀

电压膨胀是指系统电压暂时增大。单相短路时,非故障相容易出现这种情况。电压膨胀扰动信号如图 7 所示。

电压膨胀信号经过小波分解、滤波及相关增强后,得到如图 8 所示的信号。同样可判断出扰动信号的畸变发生时刻与结束时刻,分别为“A”点和“B”点,均为负的阶越点。

3) 电压凹陷

电压凹陷可看作电力系统中电压的暂时丢失。

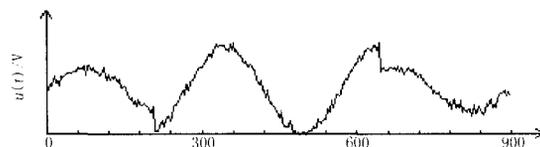


图 7 电压膨胀信号

Fig 7 Voltage dilation signal

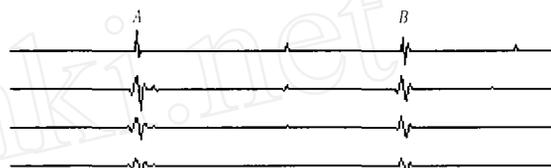


图 8 信号增强后的高频信息

Fig 8 High frequency information by enhancement

其典型特征是电压下降了 90% ~ 100%,当开关传动装置如断路器、重合闸、保险丝等断开时,易产生这种扰动。电压凹陷扰动信号如图 9 所示。

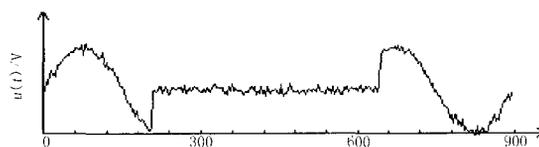


图 9 电压凹陷信号

Fig 9 Voltage dip signal

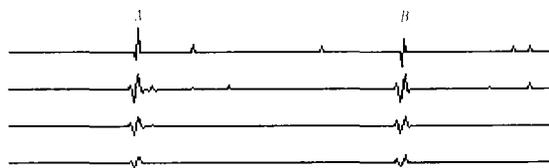


图 10 信号增强后的高频信息

Fig 10 High frequency information by enhancement

电压膨胀信号经过小波分解、滤波及相关增强后,得到如图 10 所示的信号。可判断出扰动信号的畸变发生时刻与结束时刻,分别为“A”点和“B”点,均为正的阶越点。

4 结论

利用小波变换在奇异信号检测和信号滤波方面的优势,给出了在噪声干扰下准确检测电能扰动信号突变时刻的解决方法。在实际应用中,经常出现扰动信号的类型及突变时刻的判断不准确,其根本就在于突变点检测算法的不完善。而利用对小波域系数的阈值去噪和信号增强相结合的方法,充分抑制噪声,同时增强突变信号,不但可以准确地强噪声干扰的情况下检测出扰动信号畸变发生点和结束

点,还能精确地确定突变点的位置。

参考文献:

- [1] 肖湘宁. 电能质量分析与控制 [M]. 北京:中国电力出版社, 2004.
XIAO Xiang-ning Analysis and Control of Power Quality [M]. Beijing: China Electric Power Press, 2004.
- [2] Yang H T, Liao C C. A De-noising Scheme for Enhancing Wavelet-based Power Quality Monitoring System [J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2001, 16 (3): 353-359.
- [3] Xu Y S, Weaver J B, Healy D M, et al. Wavelet Transform Domain Filters: a Spatially Selective Noise Filtration Technique [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1994, 3 (6): 747-758.
- [4] 徐朝伦. 基于小波变换和模糊数学的图象分割研究 [D]. 北京:北京理工大学, 1998.
XU Chao-lun Studies on Image Segmentation Based on Wavelet Transform and Fuzzy Sets [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 1998.
- [5] 徐长发, 李国宽. 实用小波方法 [M]. 武汉:华中科技大学出版社, 2004.
XU Chang-fa, LI Guo-kuan. Practical Wavelet Method [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2004.
- [6] Ruskai M B, Beylkin G, Coifman R. Wavelets and Their Applications [M]. Jones and Bartlett Publishers, 1992.
- [7] Mallat S, Zhong S. Characterization of Signals from Multiscale Edges [J]. IEEE Trans PAMI, 1992, 14 (7): 710-732.
- [8] Mallat S, Hwang W L. Singularity Detection and Processing with Wavelets [J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38 (2): 617-643.
- [9] Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, et al. Images Compression Through Wavelet Transform Coding [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1992, 1 (2): 205-220.
- [10] 周忠来, 施聚生, 栗苹. 小波变换去噪方法在声目标识别系统中的应用研究 [J]. 现代引信, 1998, (4): 19-25.
ZHOU Zhong-lai, SHI Ju-sheng, LI Ping. The Research on the De-noising Method of Wavelet Transform for Acoustic Target Identification [J]. Modern Fuze, 1998, (4): 19-25.
- [11] 唐良瑞, 黄心渊. 一种基于人眼视觉特性的图像压缩方法 [J]. 电视技术, 2000, (12): 5-7.
TANG Liang-rui, HUANG Xin-yuan. A Method of Image Compression Based on the Human Visual Character [J]. TV Engineering, 2000, (12): 5-7.

收稿日期: 2005-08-31; 修回日期: 2005-10-19

作者简介:

唐良瑞 (1966 -), 男, 博士, 副教授, 从事小波分析、信号处理、多媒体通信和电力系统通信方面的研究工作; E-mail: tangliangrui@163.com

陈常洪 (1980 -), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统通信、无线通信等。

A new method based on wavelet transformation for detecting distortion point of electrical power system profile with noises

TANG Liang-rui, CHEN Chang-hong, QI Bing

(Dept of Information Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The analysis of power quality disturbances is the basis to improve the power quantity, and its key problem is how to accurately detect and position the occurrence time of the form of power mutation with noises. This paper proposes a signal processing algorithm that carries on the threshold filter and the correlation enhancement to high frequency data of wavelet transformation, then makes use of the mold biggest to detect saltation. This algorithm can not only well eliminate noise, but also validly strengthen the point of discontinuity information. It provides advantageous condition for following saltation detection. The simulation experiment result indicates that this algorithm has high precision and reliability in the strong noise jamming situation.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 60402004).

Key words: power quality; disturbances analysis; wavelet transform; signal enhancement

(上接第 55 页 continued from page 55)

Abstract: The application of TCSC can effectively increase the transfer capability, reduce the network loss and improve the system stability. Due to the expensive cost, the researches on the locations and parameters of TCSC become very important. In this paper, the combination of non-sequential Monte Carlo simulation and sensitivity index is utilized to ascertain locations of TCSC to be selected, which aims to maximize the transfer capability considering load and generator output uncertainties. After the locations are ascertained, the total income of TCSC investment is maximized to find the optimal parameters, in which non-sequential Monte Carlo algorithm is also used to consider the uncertain factors. The application on an IEEE-118 bus system shows that the proposed method is a feasible and effective way to get the locations and parameters of TCSC.

Key words: transfer capability; TCSC; static voltage stability; Monte Carlo simulation