

小波变换在电能质量暂态信号检测中的应用

尚婕,陈红卫,李彦

(华东船舶工业学院电子与信息系,江苏 镇江 212003)

摘要: 随着各种敏感电力电子设备在工业中的广泛应用,包括暂态扰动在内的电能质量问题已成为近年来各方面关注的焦点。对于暂态扰动发生时刻的检测与定位则是电能质量监测和统计中获取相关指标首要解决的问题。对基于连续小波变换的信号奇异性检测原理及其在电能质量暂态信号检测中的应用进行了详细的研究,通过基于标准偏差估计的小波消噪算法,有效排除了噪声干扰,实现了精确的故障时刻定位。

关键词: 小波变换; 暂态; 奇异性检测

中图分类号: TM714 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2003)02-0027-04

1 引言

暂态分析在电能质量分析领域占有极其重要的地位,例如,放射状分布系统和网状传输系统中雷电冲击脉冲的传播,电子转换器通信失败产生的瞬态信号,传输和分布系统中变压器涌入电流的传播,以及超高压输电线路行波的传输等等^[1]。暂态信号中奇异点的出现往往代表着故障的产生,奇异点检测的目的就是对故障进行定位,抓住故障特征,进而采取适当的故障保护或控制措施,在供配电系统和用电设备运行失效之前,及时捕获到早期的故障信息,以避免毁灭性打击。因此,准确提取故障暂态信号的时间特征成为提高电力系统暂态稳定预测实时性和准确性的首要问题,包括暂态信号检测在内的电能质量检测已成为当今国际上的一个研究热点^[2]。

在实际的处理过程中,由于采样误差、外界随机干扰、系统内部不稳定等因素,使得采样的暂态信号中经常夹杂着噪声,而随机噪声在信号中也体现为奇异点,当噪声背景较强时,将会给信号奇异点的检测带来误差。如何从随机噪声中提取暂态信息或者说如何区分信号奇异点和随机噪声奇异点成为电能质量暂态分析的一项重要任务。

Fourier 变换是研究函数奇异性的基本工具,但它只能反映某个频率成分包含在信号中的总强度,不能提供有关频率成分的时间局部化信息;只能确定信号是否具有奇异性,不能确定奇异点的空间分布情况。而小波变换在时域和频域都具有良好的局部化或近似局部化性质,它在低频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,具有对信号的自适应性,特别适于分析信号的奇异性^[3]。并且小波函数本身衰减很快,也属一种暂态

波形,将其用于电能质量分析,尤其是暂态过程分析将具有 Fourier 变换无法比拟的优点。

2 小波变换奇异性检测原理

2.1 小波变换原理

设函数 $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$, $L^2(\mathbb{R})$ 为平方可积函数组成的 Hilbert 空间, $f(x)$ 的小波变换定义为

$$WT_a f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) \psi_a(x-\tau) d\tau \quad (1)$$

式中: a 为尺度因子; $\psi_a(x) = \frac{1}{a} \psi(\frac{x}{a})$, 称为尺度函数; $\psi(x)$ 为母小波。

小波函数 $\psi(x)$ 的选择应满足以下条件:

- (1) 定义域是紧支撑的,即只有小的局部非零定义域;
- (2) “容许性”条件,即

$$C = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(\omega)|^2 / |\omega| d\omega < +\infty \quad (2)$$

式中: $\psi^*(\omega)$ 是 $\psi(\omega)$ 的共扼复函数。

若尺度因子 a 连续变化,则称式(2)为函数 $f(x)$ 的连续小波变换(CWT)。连续小波变换本身具有的平移不变性,以及由于尺度因子 a 连续变化引起的高冗余度,使得连续小波变换对信号的奇异点非常敏感,非常适用于信号中奇异点的检测。

将尺度因子 a 进行二进制离散, (取 $a = 2^j$, j 为整数), 对信号进行离散二进小波变换

$$S_2^j \cdot f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} h_l \cdot S_2^{j-1} \cdot f(x - 2^{j-1} l) d\tau \quad (3)$$

$$W_2^j \cdot f(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} g_l \cdot S_2^{j-1} \cdot f(x - 2^{j-1} l) d\tau \quad (4)$$

只要选择的小波基 $\psi(x)$ 满足以下平稳性条件

$$A \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(2^j \omega)|^2 d\omega = B \quad (5)$$

就可由信号的小波变换系数重构原信号,重构

算法为

$$S_{2^{j-1}} \cdot f(x) = S_{2^j} \cdot \underset{l}{h_{-l}}^* \cdot S_{2^j} \cdot f(x - 2^{j-1}l) + k_1 w_{2^j} \cdot f(x - 2^{j-1}l) \quad (6)$$

式(6)中 $j=1$ 时, $S_{2^{j-1}} \cdot f(x) = S_{2^0} \cdot f(x)$, 为输入数字信号; $\underset{l}{h_{-l}}^*$ 为 $\underset{l}{h_{-l}}$ 的复共轭; 式(3)、式(4)、式(6)中, $\underset{l}{h_{-l}}$ 、 $\underset{l}{g_l}$ 和 k_l 均为带通滤波器。离散小波变换将信号分解为一系列近似分量和细节分量, 而噪声集中表现在细节分量上。使用一定的阈值处理细节部分, 经小波重构后可实现信号的消噪。

2.2 信号奇异点与小波变换的关系

若函数在某处间断或某阶导数不连续, 称该函数在此处有奇异性, 无限次可导的函数是光滑的或没有奇异性。在数学上, 通常用 Lipschitz 指数来描述函数的局部奇异性, 越大, 该点的光滑度越高, 越小, 该点的奇异性越大。如果函数 $f(x)$ 在某一点的 $\alpha < 1$, 则称信号在该点是奇异的。

设 $\psi(x)$ 为任一低通光滑函数, 则其导数 $\psi'(x) = d\psi(x)/dx$ 满足 $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi'(x) dx = 0$, 所以 $\psi'(x)$ 可作为母小波。母小波伸缩得到尺度函数 $\psi_a(x) = \frac{1}{a} \psi\left(\frac{x}{a}\right)$, 此时小波变换

$$WT_a f(x) = f(x) * \psi_a(x) = f(x) * \left[a \frac{d}{dx} \psi\left(\frac{x}{a}\right) \right] = a \frac{d}{dx} [f(x) * \psi(x)] \quad (7)$$

即小波变换 $WT_a f(x)$ 可表示为信号 $f(x)$ 在尺度 a 被 $\psi_a(x)$ 平滑后的一阶导数, 小波变换的极值点就是 $f(x) * \psi_a(x)$ 的转折点, 极限情况下正是阶跃点。可见, 信号的突变点(奇异点)可由其小波变换的模极大值来反映, 检测信号的奇异点可由检测其极大值点来实现。

2.3 小波奇异性检测算法

由式(1)可见, 小波变换系数定义为信号与尺度函数的内积, 衡量着二者的相似程度^[3]。系数越大, 二者越相似。因此, 为了有效地刻画出信号的特征成分, 需要选取合适的母小波。

本文选取 Morlet 小波作为电能质量暂态干扰分析的母小波, 其解析式为:

$$\psi(x) = e^{-x^2/2} \cos(5x) \quad (8)$$

波形如图 1 所示。

这里选 Morlet 小波主要是因为它的定义公式和 Gabor 变换公式非常相似, 而 Gabor 变换公式已经克

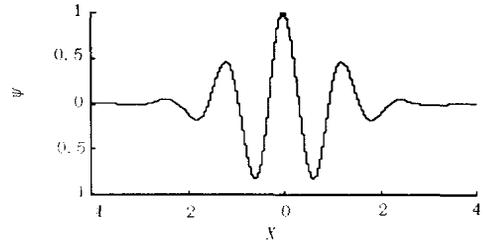


图 1 Morlet 小波

Fig. 1 Morlet wavelet function

服了 Fourier 变换遇到的时间定位问题^[4]。并且 Morlet 小波在波形上与本文研究的电能质量振荡暂态信号接近, 借助它提取暂态信号的位置信息将会得到满意的效果。

此时, 特征成分会在时间-尺度相平面上某处集结为幅值最大的能量块, 而与母小波不相似的成分能量散发到时间尺度相平面上, 以此可以对故障信号进行检测和定位。为了增强检测效果, 本文定义尺度谱为小波变换模值的平方, 它是信号在时间-尺度平面上的一种能量分布。小波变换尺度谱的时间分辨率和频率分辨率同样服从 Heisenberg 测不准原理。当信号只包含噪声时, 由于噪声在时间-尺度空间上分布比较均匀, 故小波变换的尺度谱图将没有特别大的突出峰; 若信号中包含有暂态信息, 则在信号的到达时刻和所在尺度段, 信号能量将有一个突变, 表现在小波变换尺度谱上在相应的时间-尺度位置上有一尖峰突起。因此, 通过检测小波变换尺度谱图上突起的尖峰时刻, 就可以实现对暂态信号到达时刻的检测。

3 检测中的信号消噪

一般认为, 实际检测到的电压信号是原始电压信号和白噪声的线性组合, 而小波变换是线性变换, 因此信号的小波变换也是由原始信号的小波变换和噪声的小波变换叠加组成。当背景噪声较强时, 利用连续小波变换检测到的奇异点有可能是噪声引起的。因此, 奇异点的检测往往是和信号消噪联系在一起的, 消噪的目的是为了排除噪声干扰, 更好地抓住信号特征。Witkin 最先提出了利用小波分析中不同尺度信号的空间相关去噪的思想^[5], Mallat 在文[6]中提出的小波极大值去噪法, 采用由粗到细的方法跟踪各尺度下的小波变换模极大值, 找出属于信号的部分来重构信号, 这种跟踪非常困难, 在实际应用中需要较多的经验性判据。本文采用一种基于噪声标准偏差估计的阈值滤波算法。

设 $e(t)$ 是一实的、方差为 σ^2 的宽平稳白噪声, $WT_{2^j}e(t)$ 是它的二进小波变换。设小波 $\psi(t)$ 是实函数, 则 $WT_{2^j}e(t)$ 也是一随机过程, 其方差为:

$$E[|WT_{2^j}e(t)|^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} E[e(u)e(v)] \cdot \psi^2(t-u)\psi^2(t-v) du dv = \sigma^2 \int_{-\infty}^{+\infty} \psi^2(t-u)^2 du \quad (9)$$

而 $\psi^2(t) = \frac{1}{2^j} \left(\frac{t}{2^j}\right)$, 故

$$E[|WT_{2^j}e(t)|^2] = \sigma^2 \cdot 2^j \quad (10)$$

由于小波函数具有紧支集, σ^2 为常数, 2^j 也一定, 故 $E[|WT_{2^j}e(t)|^2]$ 的平均幅度反比于尺度 2^j 。还可以证明, 其极大值的平均稠密度等于:

$$d_a = \frac{1}{2^j} \left[\frac{(2)}{2} + \frac{(1)}{2} \right] \quad (11)$$

式中: $(1)(t)$ 和 $(2)(t)$ 为 (t) 的一阶和二阶导数。

可见, 高斯白噪声的平均稠密度是反比于尺度 2^j 的, 尺度越大, 其平均稠密度越稀疏。噪声的小波变换系数主要分布在小尺度上, 而信号的功率一般不随尺度的变化而改变, 因此对小尺度上的变换系数进行估计可以很好地反映出噪声的原有特征^[7]。基于噪声标准偏差估计的滤波方法的基本思想就是对小尺度分解系数进行标准偏差估计, 并把它作为该尺度上的滤波阈值, 然后利用该阈值对小波分解系数进行处理, 重构即可得到消噪后的信号。具体步骤如下:

(1) 对输入信号进行离散小波变换得小波分解的细节系数 $c_{i,j}$ 。

(2) 对小尺度上的小波分解系数进行标准偏差估计, 得到它的标准偏差 s , 该值用来对下面的滤波阈值进行调整。这里采用了一种鲁棒性估计: $s = M/0.6745$, M 表示一个序列的中值, 该估计方法对一维零均值高斯白噪声的消噪是很有效的。

(3) 阈值选取, 一般取 $thr = \sqrt{2} \lg n$, n 是信号的长度。

(4) 对阈值进行重新调整: $thr = s * \sqrt{2} \lg n$ 。

(5) 利用该阈值对各个尺度上的细节系数进行处理(软阈值处理), 处理方法为:

$$y = \begin{cases} c_{i,j} - thr & (c_{i,j} > thr) \\ 0 & (|c_{i,j}| \leq thr) \\ c_{i,j} + thr & (c_{i,j} < -thr) \end{cases} \quad (12)$$

(6) 利用阈值处理过的细节系数及最后一个尺度上的逼近系数重构信号。

消噪后得到的信号中噪声的能量成分大大减弱, 再进行奇异点的检测可以排除由噪声引起的干扰, 从而实现对强噪声背景下信号奇异点的准确检测和定位。

4 仿真实例

根据行波暂态信号在传输线上的实测记录可以看出: 上升很短, 下降时间比上升时间长 3 倍以上。故可用双指数振荡函数来模拟故障引起的电流行波信号, $f(t) = A_0(e^{-t/\tau_1} - e^{-t/\tau_2}) \sin(\omega_0 t)$, 设 $A_0 = 2 \text{ A}$, $\tau_1 = 2 \mu\text{s}$, $\tau_2 = 6 \mu\text{s}$ 。设故障发生时间 $t = 0.2 \text{ ms}$, 叠加白噪声后如图 2 所示, 可见暂态信息几乎被噪声淹没。图 3 为 Morlet 小波对该暂态信号用连续小波变换处理的时间-尺度谱, z 轴为小波变换模值的平方, 分解尺度为 40, 可见 Morlet 小波能够在噪声背景下将暂态信号检测出来, 但是由于噪声较强, 检测效果并不理想, 得到的故障发生时刻不够准确。图 4 是以 Daubechies2 小波为母小波经离散小波变换去噪后的暂态信号, 图 5 则为 Morlet 小波处理结果, 可见, 经本文提出的基于标准偏差估计的小波方法处理后, 噪声干扰得到较好的抑制, 故障定位得以精确实现。

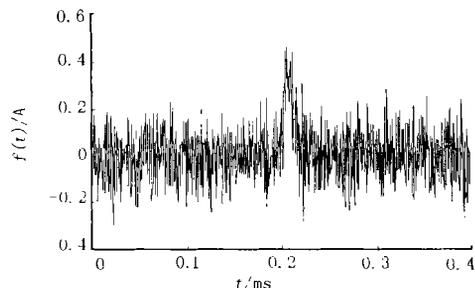


图 2 淹没在噪声中的初始行波信号

Fig. 2 The recorded transient traveling waves

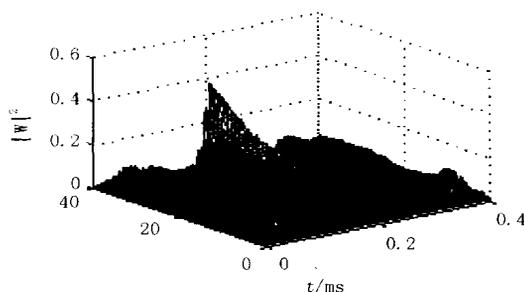


图 3 初始信号的处理结果

Fig. 3 Result of the recorded traveling waves

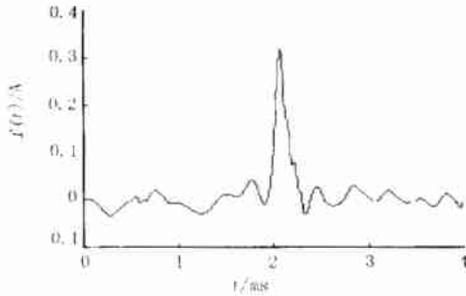


图4 消噪后的行波信号

Fig. 4 The de-noised traveling waves

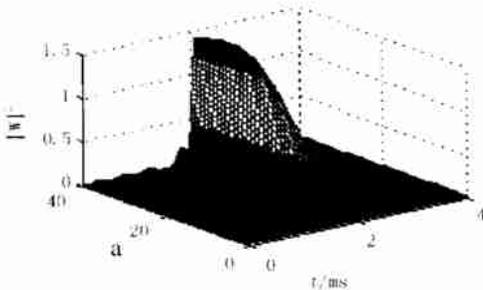


图5 消噪后信号的处理结果

Fig. 5 Result of the de-noised traveling waves

5 结论

大量实验表明,以 Morlet 小波为母小波的连续小波变换方法用于电能质量暂态信号分析,可以在信噪比较低的情况下实现对特征信号的检测,同时利用离散小波变换和基于标准偏差估计的小波去噪方法,较好地排除了噪声干扰,实现了更为准确的故障

Application of wavelet transform to detect power quality transient signal

SHANG Jie, CHEN Hong-wei, LI Yan

(Dept. of Electronics and Information, East China Shipbuilding Institute, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: With the wide application of sensitive power electronic devices in industry, the power quality disturbance problems such as transient become more concerned. The detection and location of the start point of the transient is a key problem for the power quality monitoring. The principle of singularity detection using continuous wavelet transform is presented in this paper and a dyadic wavelet transform approach for detection and location of the transient traveling waves is proposed. With the approach based on standard error estimate, noise was greatly decreased and the result was obviously improved.

Key words: wavelet transform; transient; singularity detect

(上接第 11 页)

[3] 李菊. 计算机继电保护系统[M]. 北京:水利电力出版社,1983,2.

收稿日期: 2002-07-03; 修回日期: 2002-09-18

作者简介:

障信号检测和定位。以后要做的工作是找到更多更好的小波基,用于各种不同的电能质量干扰分析。

参考文献:

- [1] Heydt G T, Galli A W. Transient power quality problems analyzed using wavelets[J]. IEEE Transaction on Power Delivery, 1997, 12(2): 908 - 915.
- [2] Perunicic B, Mallini M, Wang Z, et al. Power Quality Disturbance Detection and Classification Using Wavelets and Artificial Neural Networks[C]. In: Proceeding of IEEE ICHQP. Athens (Greece): 1998. 77 - 82.
- [3] Poission Q, Rioual P, Meunier M. New signal processing tools applied to power quality analysis[J]. IEEE Trans on power Delivery, 1999, 14(2): 561 - 566.
- [4] Huang S J, Hsieh C T, Huang C L. Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1999, 14(1): 235 - 241.
- [5] 任震, 黄雯莹. 小波分析及其在电力系统中的应用[J]. 电力系统自动化, 1997, (3): 9 - 12.
- [6] Mollets, Hwang W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38(2): 617 - 643.
- [7] Xu L J. Wavelet transform domain filters: a spatially selective noise filtration technique[J]. IEEE IP. 1994, 13(6): 747 - 758.

收稿日期: 2002-06-20; 修回日期: 2002-08-28

作者简介:

尚 婕(1979 -),女,硕士研究生,研究方向为小波变换在电能质量分析中的应用;

陈红卫(1966 -),女,博士研究生,研究方向为计算机控制;

李 彦(1959 -),男,硕士研究生,研究方向为计算机控制。

乐全明(1974 -),男,硕士研究生,从事电力系统继电保护和电力系统软件工程研究;

杜俊红(1975 -),女,硕士研究生,从事电力系统调度自动化和计算机信息管理研究;

吕飞鹏(1968 -),男,博士,副教授,从事电力系统继电保护和综合信息处理智能系统研究。

An improved approach to eliminate non - periodic AC sampling component

YUE Quarr-ming, DU Jurr-hong, LV Fei-peng

(Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: On the basis of the second paper and application of the Taylor Progression and recursive algorithm, an improved approach to eliminate non-periodic component from sampling data is presented. This paper details the principles of the new method and the evolvement procedure as well as the simulation result of the approach.

Key words: AC-sampling; non-periodic component; recursive algorithm