

# 基于滤波预处理的小波故障检测方法

刘毅华<sup>1</sup>, 赵光宙<sup>2</sup>

(1. 浙江大学 宁波理工学院, 浙江 宁波 315100;

2. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

**摘要:** 现有的基于信号奇异性分析的故障检测方法不同程度地受到噪声的影响。提出了将电力信号滤除工频周期分量后,通过提取适当尺度上的小波模极大值点检测故障的方法。通过预处理滤除工频周期分量,消除了小波变换在信号峰值处的模极大值,从而避免了对故障的误判。小波变换将预处理信号中的故障分量和噪声分解在不同的尺度空间中,保证了故障特征的提取和算法的抗噪性能,简化了的 Mallat 信号奇异性检测方法,在降低算法计算量的同时,可保持故障的定位精度。仿真研究表明:故障定位准确,且对噪声不敏感,可推广应用到其他周期信号的分析中。

**关键词:** 小波分解; 故障检测; 模极大值; 周期信号

**中图分类号:** TM 711

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1006-6047(2007)02-0051-04

## 0 引言

故障信号在故障时刻是奇异的,这是基于信号奇异性分析的故障检测方法的理论依据。小波分析由于具有良好的时频局部化特性,成为目前分析和检测信号奇异性特征的主要工具<sup>[1-3]</sup>。

Mallat 率先提出运用小波变换检测信号的奇异性<sup>[1]</sup>,并在图像边缘检测中得到了满意的结果,但 Mallat 方法复杂、计算量大、实时性差,无法直接应用于故障检测中;同时,故障检测中选用的测量信号多为周期信号,存在峰峰值,小波变换在信号峰值点的表现常会引起对故障的误判。另外,工业现场中所广泛存在的噪声,几乎是处处奇异的,现有的基于信号奇异性分析的故障检测方法不同程度地受到噪声的影响<sup>[4-5]</sup>,严重的甚至导致检测方法失效。

针对以上情况,主要做了以下工作:在分析 Mallat 的奇异性检测方法的基础上,对其进行了简化,在保持奇异性定位精度的同时,极大地降低了算法的计算量;通过预处理原始采样信号,滤除工频周期分量,降低了故障误判的概率;在研究故障分量构成及其与噪声不同特性的基础上,运用小波分解,初步实现了故障特征分量与噪声的分离,提高了算法的抗噪性能;最后,通过选择适当的小波分解次数,兼顾了故障检测算法的可靠性和故障点的定位精度问题。

运用本文方法,通过对不同噪声强度下三相传输线故障行波的分析,验证了该方法的有效性,能够准确定位故障点,而且检测结果基本不受噪声强度影响。

## 1 信号奇异性分析

### 1.1 小波模极大值和信号奇异性

设  $\psi(x)$  是连续可微的紧支集小波函数,具有  $n$  阶消失矩,  $f(x) \in L^2(R)$ , 则有以下定义。

定义 1  $f(x)$  的连续小波变换为

$$Wf(x, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x-t}{s}\right) dt = f * \psi_s(x) \quad (1)$$

式中  $\psi_s(x) = \frac{1}{s} \psi\left(\frac{x}{s}\right)$  是通过将  $\psi(x)$  按尺度因子  $s$  进行伸缩而得到的。

定义 2 如果在尺度空间中存在点  $(x_0, s_0)$ , 使得  $|Wf(x, s_0)| \big|_{x=x_0}$  在  $x_0$  的某个邻域  $\delta x_0$  中严格局部极大, 则称  $(x_0, s_0)$  为小波变换的模极大值点。尺度空间  $(x, s)$  中模极大值点的连线称为模极大值线。

定义 3 若存在一个常数  $K$ ,  $f(x)$  对  $\forall x \in \delta x_0$  有

$$|Wf(x, s)| \leq K s^\alpha \quad (2)$$

则称  $\alpha$  为  $f(x)$  在  $x_0$  点的奇异性指数。一般信号是  $\alpha \geq 0$  的, 在故障点是奇异的 ( $0 \leq \alpha < 1$ ); 与之相反的, 白噪声几乎处处  $\alpha = -(1/2) - \varepsilon$  ( $\varepsilon$  为一小正数)。

### 1.2 基于小波模极大值的信号奇异性分析

Mallat 在文献[1]中指出:当尺度因子  $s$  趋于零时,小波模极大值线收敛于信号的奇异点,且信号的所有奇异点均可以通过跟踪细尺度下小波变换模极大值线而检测出来,如图 1 所示。其中,图 1(a)给出了信号变化的主要类型,纵坐标为待分析信号  $f(x)$ ,横坐标为数据点数  $x$ 。图中,各处奇异性指数分别为  $\alpha_{x=200} > 1$ ,  $\alpha_{x=400} = 0$ ,  $0 < \alpha_{x=600 \pm \varepsilon}$ ,  $\alpha_{x=800^-}$ ,  $\alpha_{x=800^+} < 1$ ; 图 1(b)给出了  $f(x)$  的小波变换模  $|Wf(x, s)|$ , 数值大小由灰

度表示;图 1(c)给出了  $Wf(x,s)$  的模极大值线,图 1(b)和(c)的纵坐标均为对数分布的尺度因子  $s$ ,横坐标均为数据点数。

由图 1(c)可知:在较细的一系列尺度上,小波模极大值点具有大致相同的横坐标,即基本对应同一时刻。如果利用某一细尺度上的小波模极大值点检测和定位信号的奇异点,就可以省去为获得奇异性的精确定位精度而构造和跟踪小波模极大值的复杂工作,从而极大地降低计算量,提高算法的实时性能。

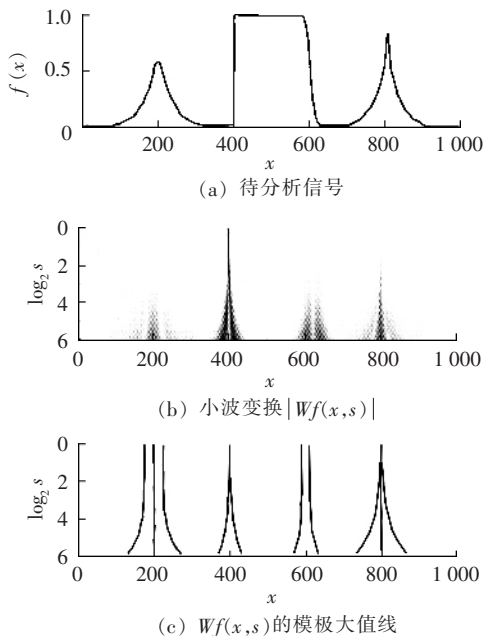


图 1 基于小波模极大值线的信号奇异性分析

Fig.1 Singularity analysis on wavelet module maxima

## 2 故障信号预处理

故障信号在故障时刻都是奇异的,利用信号奇异点与其小波变换模极大值之间的对应关系可以定位故障点,这是基于信号奇异性分析的故障检测算法的基本思想。在实际应用时,需同时考虑被测信号的特点。

故障检测中,被测信号多为周期信号(如电力系统中的正余弦电压、电流信号),会周期性出现峰值,图 1(a)(c)中第 200 个数据点处及其他仿真结果均表明:在信号的峰值点也将出现小波变换模极大值,若直接以此作为故障判断依据,将造成对故障的误判,故应预先剔除这些峰值点。

一个简单而实用的方法是预先滤除测量信号中的周期分量。设  $f(t)$  是测量所得的混杂信号,其中包含正常工况信号、故障分量和噪声等。由于正常运行状态下,电力系统中的电压、电流信号均为工频周期信号,故可用下式滤除混杂信号中的工频周期分量

$$s(t) = f(t) - f(t - T) \quad (3)$$

式中  $t$  为时间变量;  $T=1/f$ ,  $f$  为工频周期信号频率。

由于电力系统中频率  $f$  经常是波动的,为避免引入“人工噪声”, $f$  应采用实时测量值,相关内容可参见文献[6]。

如此预处理后,  $s(t)$  中将仅含故障分量和噪声,这是本文用于故障检测的待分析信号。

## 3 抗噪处理

由于噪声几乎是处处奇异的,因此在奇异性检测之前,首先要进行故障分量和噪声的分离,这里运用小波分解实现故障分量和噪声的分离。

### 3.1 小波分解<sup>[7]</sup>

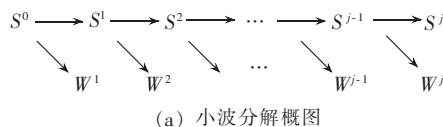
小波分解通过采用正交小波基,将信号分解为不同尺度下的分量。在实际应用中,常取式(1)中的  $s=2^j$  ( $j$  为小波分解次数),则小波分解算法为

$$S^j f(x) = \sum_m h_m S^{j-1} f(x - 2^{j-1} m) \quad (4)$$

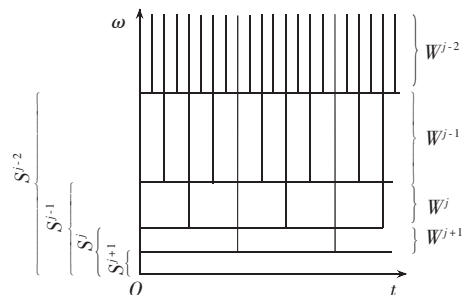
$$W^j f(x) = \sum_m g_m S^{j-1} f(x - 2^{j-1} m)$$

通过重复使用高、低通滤波器  $\{g_m | m \in \mathbb{Z}\}$  和  $\{h_m | m \in \mathbb{Z}\}$ ,可以对时间序列信号  $S^0$  (即原始采样信号)进行逐层分解,如图 2(a)所示。图中,  $S^j$  和  $W^j$  分别为第  $j$  次小波分解的低频概貌分量和高频细节分量,反映了信号在某个“时频窗”内的分布情况,其中  $W^j$  即小波分解系数,包含信号的高频噪声。图 2(b)是细节分量和概貌分量所对应的“时频窗”在时频平面上的铺叠,图中纵坐标为频率  $\omega$ ,横坐标为时间  $t$ 。

由图 2(b)可知:小波分解次数越少,即相应的尺度因子  $s$  越小,尺度空间中细节分量所处的频段越高、频带越宽,时域分辨率越高、奇异性定位也越准确。



(a) 小波分解概图



(b) 细节分量和概貌分量在时频平面上的铺叠

图 2 小波分解示意图

Fig.2 Illustration of wavelet decomposition

### 3.2 故障分量与噪声的分离

#### 3.2.1 故障分量特性

电力系统中,电力设备或电网发生故障后,其系统结构和参数将发生改变,相应的电气量(电压、电流和功率等)将发生变化,并在故障后短时间内出现暂态变化,逐渐过渡到平稳状态。以故障电流为例,一般含有满足下列表达式的直流衰减分量<sup>[8]</sup>为

$$i_{aper}(t) = A e^{-t/\tau_a} \quad (5)$$

其中,  $A$  为衰减分量起始值,  $\tau_a$  为衰减时间常数,  $t$  为时间变量。

其频谱为

$$|I_{\text{aper}}(\omega)| = \frac{A\tau_a}{\sqrt{1+\omega^2\tau_a^2}} \quad (6)$$

由式(6)可知:故障发生后,被测电信号中将叠加入具有较宽频带范围的暂态故障分量,其幅值将随着频率的下降而增大。由3.1节可知,随着小波分解的进行,尺度空间中的故障分量将越来越显著。

### 3.2.2 故障分量和噪声的不同传播特性

在小波分解中,尺度因子二进制离散为  $s=2^j$  后,式(2)变为

$$\log_2 |W^j f(x)| \leq \log_2 K + j\alpha \quad (7)$$

对于  $\alpha > 0$  的信号(如故障分量  $0 < \alpha < 1$ ),其小波变换模极大值将随着分解次数  $j$  的增大而变大;而对于  $\alpha < 0$  的信号(如白噪声  $\alpha < -1/2$ ),其小波模极大值将随着  $j$  的增大而减小。

### 3.2.3 故障分量检测

综上所述,噪声分量将主要集中在最初的几个小波分解空间中,在进一步分解的小波空间中将是故障分量,这对故障分量的检测是有利的,故障检测的可靠性也将得以提高。

然而,由3.1节可知:分解次数  $j$  越小,尺度  $s=2^j$  越细,小波分析的时域分辨率越高,故障定位越准确。所以,需要选择一个合适的小波分解空间(即小波分解次数  $j$ )进行故障检测,以均衡故障检测的可靠性和故障定位精度之间的矛盾。这将在下文4.2节中作更详细的讨论。

## 4 算例及结果检验

### 4.1 故障仿真信号

本文算法检验采用三相传输线发生短路故障时的故障行波信号,仿真产生的信号是包含正常工况信号和故障信号的混杂信号,均由 Matlab/Simulink 软件产生。为检验算法的抗噪性能,在仿真信号上人为叠加白噪声,信噪比按以下公式计算:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{P_s}{P_N} \quad (8)$$

式中  $P_s$  为信号能量;  $P_N$  为噪声能量。

本文算例沿用 Mallat 的 Sombbrero 小波:

$$\hat{\varphi}(\omega) = \omega^2 \exp(-\omega^2/2) \quad (9)$$

### 4.2 小波分解次数

由式(6)(7)可知:进行一次小波分解,噪声分量的小波系数将减小  $\sqrt{2}$  倍,而故障分量小波系数的幅值会增大,所以故障比(故障分量与噪声分量之比)至少增大  $\sqrt{2}$  倍。以原始信号信噪比为 30 dB,故障分量最大值(直流衰减分量起始值)为信号幅值 0.8~0.9 为例<sup>[9]</sup>,进行 4 次小波分解后,在第 4 次小波分解空间中,噪声的小波模极大值将不足故障分量小波模极大值的 1%,可忽略不计。在本文的仿真研

究中,选取第 4 次小波分解结果作为故障检测依据。

### 4.3 故障检测效果

国内外在研究电力信号噪声时,信噪比多在 30~50 dB 之间选择<sup>[10]</sup>,本文将信噪比控制在 25 dB 左右。令仿真电路产生的测量信号为原信号,在原信号上人为叠加噪声获得带噪信号,并使电流信号的信噪比为 26.8 dB。下面对单相接地短路故障仿真信号进行处理,如图 3 所示,其中图 3(a)为叠加了噪声的短路故障电流信号,图 3(b)为图 3(a)信号滤除工频周期分量后获得的预处理信号,图 3(c)(d)(e)(f)分别为预处理信号第 1 至第 4 次小波分解空间中的小波模极大值。可知,对预处理信号进行小波分解后,噪声分量主要集中在第 1,2 层小波空间,由于故障分量强度较弱,完全被噪声所淹没;第 3,4 层小波空间主要是故障分量,取第 4 层小波分解的模极大值点作为故障检测的依据,则由图 3(f)可知:第 1 个模极大值点即为故障位置,其后的模极大值点与待分析信号的峰值点对应。

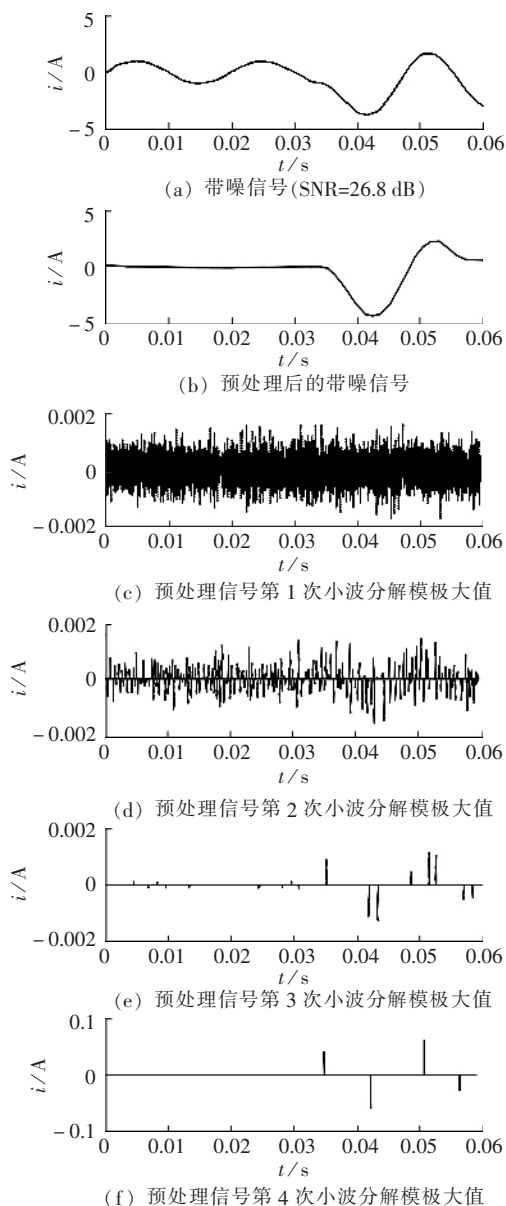


图3 故障电流信号的处理结果(情况1)

Fig.3 Results of fault current pretreatment(case 1)



#### 4.4 在噪声强度更大情况下的检测效果

当噪声加大,即电流信号信噪比下降到 14.6 dB,此时信号严重失真。但按照本文方法,对预处理信号进行分析,第 4 层小波分解的首个模极大值点仍能准确反映故障时刻,如图 4(c)所示。

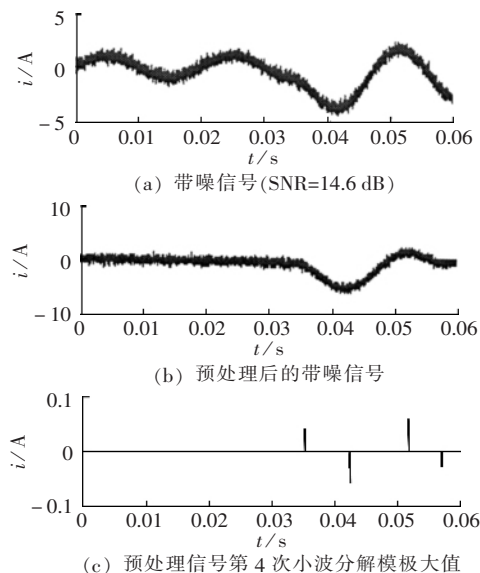


图 4 故障电流信号的处理结果(情况 2)

Fig.4 Results of fault current pretreatment(case 2)

#### 4.5 与普通小波模极大值方法的比较

图 5 是未进行预处理而直接对图 3(a)所示信号进行小波分解的结果。由图 5 可知,由于工频周期分量与故障分量并存,如以第 4 层小波分解尺度空间的模极大值点作为故障判断依据,将造成误判。而对于预处理后的信号,由于已滤除了工频周期分量,将不会误判。

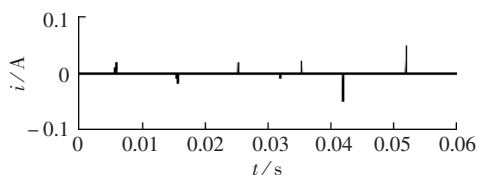


图 5 故障电流第 4 次小波分解模极大值(情况 3)

Fig.5 The 4th wavelet modulus maxima of fault current(case 3)

### 5 结论

小波分析方法是继傅里叶变换之后,处理信号奇异性问题的最好分析工具。本文将采样信号滤除工频周期分量后进行小波分解,将噪声分量与故障分量分离,然后通过提取故障分量所在尺度空间的小波变换模极大值点来定位故障。

此方法具有以下特点:

- a. 具有很强的抗噪性能,基本不受噪声强度的影响,仿真研究证明了这一点;
- b. 只选取某个适当尺度上的小波变换进行分析,计算量远小于 Mallat 的小波模极大值线法,而奇异性定位精度仍能得到保证;

c. 通过滤除工频周期分量,排除了造成误判的主要因素。

同时,本方法也可以推广应用到其他周期信号的分析 and 处理中。

#### 参考文献:

- [1] MALLAT S, HWANG W L. Singularity detection and processing with wavelets[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [2] 张兆宁, 毛鹏, 孙雅明. 电力系统故障暂态信号的小波奇异性检测[J]. 继电器, 2000, 28(4): 24-27.
- ZHANG Zhao-ning, MAO Peng, SUN Ya-ming. Singularity detection of fault transient signals in power system with wavelet transform[J]. Relay, 2000, 28(4): 24-27.
- [3] 何正友, 钱清泉. 电力系统暂态信号的小波分析方法及其应用(一)小波变换在电力系统暂态信号分析中的应用综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2002, 14(4): 1-5, 9.
- HE Zheng-you, QIAN Qing-quan. The electric power system transient signal wavelet analysis method and its application (1) the application of wavelet transform in electric power system transient signal analysis summarizing[J]. Proceedings of the EPSA, 2002, 14(4): 1-5, 9.
- [4] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [5] 胡国胜, 涂用军, 任震. 电力系统故障信号小波消噪应注意的问题[J]. 继电器, 2003, 31(2): 5-8.
- HU Guo-sheng, TU Yong-jun, REN Zhen. An attentive problem on wavelet-based reduce noises of fault signals of electronic power system[J]. Relay, 2003, 31(2): 5-8.
- [6] 吴杰康. 在暂态过程中电力系统频率的估算[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(7): 70-74.
- WU Jie-kang. Frequency estimation of power systems in transient processes[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(7): 70-74.
- [7] 刘毅华, 赵光宙. 故障分析中的小波软阈值改进降噪方法[J]. 继电器, 2004, 32(24): 15-19.
- LIU Yi-hua, ZHAO Guang-zhou. Denoising by wavelet soft-thresholding in fault analysis[J]. Relay, 2004, 32(24): 15-19.
- [8] 苏文辉, 李钢. 一种能滤去衰减直流分量的改进全波傅里氏算法[J]. 电力系统自动化, 2002, 26(23): 1-3.
- SU Wen-hui, LI Gang. An improved full-wave Fourier algorithm for filtrating decaying DC component[J]. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(23): 1-3.
- [9] 纪建伟. 电力系统分析[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2002.
- [10] ANGRISANI L, DAPONTE P, D'APUZZO M, et al. A measurement method based on the wavelet transform for power quality analysis[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 1998, 13(4): 990-998.

(责任编辑:康鲁豫)

#### 作者简介:



刘毅华

刘毅华(1976-),男,浙江宁波人,讲师,硕士,主要研究方向为电力系统故障检测、小波分析及其应用等(E-mail: yihua.liu@126.com);

赵光宙(1946-),男,浙江东阳人,教授,博士研究生导师,主要从事自动控制理论及应用、非线性系统分析与控制、计算机控制技术、信号分析与故障诊断等领域的研究和开发工作。

## Wavelet fault detection based on filtering pretreatment

LIU Yi-hua<sup>1</sup>, ZHAO Guang-zhou<sup>2</sup>

(1. Ningbo Institute of Technology, Zhejiang University, Ningbo 315100, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**Abstract:** Noise degrades most existing fault detection methods based on singularity analysis. A method based on wavelet module maxima of the pretreated electric signal is proposed. As wavelet module maxima occur at peaks of signal, the pretreatment removes power frequency periodic components from electric signal and thus avoids misjudgments of fault. Wavelet transform decomposes fault component and noise into different scale spaces, which guarantees the abstraction of fault signature and the de-noising performance. The simplified Mallat singularity detection method not only reduces the computational complexity, but also keeps the localization accuracy. Simulations show that the fault detection method is precise for fault locating and insensible to noise. The method can also be applied to other periodic signal analysis.

**Key words:** wavelet decomposition; fault detection; module maxima; periodic signal