

7-30-2020

Fault Spatial-temporal Detecting and Diagnosis for Power Grid Based on Wavelet Analysis

Li Gang

1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; ;

Pengcheng Xu

2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

Longmei Han

1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Fault Spatial-temporal Detecting and Diagnosis for Power Grid Based on Wavelet Analysis

Abstract

Abstract: The monitoring data of modern power system have strong intrinsic relationship and its abnormal and fault signal is often hidden in big data sets, so the traditional Fourier transform analysis methods don't have the ability of time domain localization analysis. *A new method based on time-frequency characteristics of wavelet analysis was proposed for singularity detection of transient signals in power system, which through decomposing the multi-scale one-dimensional transient signal wavelet, extracted high frequency and low frequency coefficient, and got fault time information while the signal denoising; then based on the singularity detection of modulus maxima, the fault location information was obtained, so as to realize the temporal-spatial detection and diagnosis of abnormal signal of power system.* By means of the simulation analysis in IEEE 39 bus system, the results show that the proposed method realizes the singular signal time-frequency characteristics of sorting, and initially satisfies the requirement of fault spatial-temporal positioning.

Keywords

fault detection, wavelet analysis, singularity detection, modulus maxima, high and low frequency coefficients

Recommended Citation

Li Gang, Xu Pengcheng, Han Longmei. Fault Spatial-temporal Detecting and Diagnosis for Power Grid Based on Wavelet Analysis[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(12): 3018-3024.

基于小波分析的电力系统故障时空检测与诊断

李刚¹, 许鹏程², 韩龙美¹

(1. 华北电力大学控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003; 2. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 现代电力系统监测数据的异常或故障信号往往隐藏在大数据集合中, 且关联性较强, 传统傅里叶变换分析方法不具有时域局部化分析能力。利用小波分析的时-频特性, 给出一种电力系统暂态信号的奇异性检测算法。通过对暂态信号的多尺度一维小波分解, 提取其低频系数与高频系数, 对信号去噪的同时得到故障时刻信息; 基于模极大值的奇异性检测, 获得故障点的定位信息, 从而实现异常信号的时空检测与诊断。在 IEEE 39 节点系统中的仿真结果表明, 该方法实现了对奇异信号的时-频特征分检, 初步满足了电力系统故障时空定位的要求。

关键词: 故障诊断; 小波分析; 奇异性检测; 模极大值; 高、低频系数

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 12-3018-07

Fault Spatial-temporal Detecting and Diagnosis for Power Grid Based on Wavelet Analysis

Li Gang¹, Xu Pengcheng², Han Longmei¹

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: The monitoring data of modern power system have strong intrinsic relationship and its abnormal and fault signal is often hidden in big data sets, so the traditional Fourier transform analysis methods don't have the ability of time domain localization analysis. A new method based on time-frequency characteristics of wavelet analysis was proposed for singularity detection of transient signals in power system, which through decomposing the multi-scale one-dimensional transient signal wavelet, extracted high frequency and low frequency coefficient, and got fault time information while the signal de-noising; then based on the singularity detection of modulus maxima, the fault location information was obtained, so as to realize the temporal-spatial detection and diagnosis of abnormal signal of power system. By means of the simulation analysis in IEEE 39 bus system, the results show that the proposed method realizes the singular signal time-frequency characteristics of sorting, and initially satisfies the requirement of fault spatial-temporal positioning.

Keywords: fault detection; wavelet analysis; singularity detection; modulus maxima; high and low frequency coefficients

引言

现代电力系统的发展, 使得电网结构日益复

杂, 不同系统之间的关联性也越来越强; 同时, 为保证电能质量的高可靠性, 引入了大量的监控设备, 例如数据采集监控系统(SCADA)、能量管理系统(EMS)、广域量测系统(WAMS)等, 电力系统监测数据呈现出大数据特征^[1], 这为故障诊断带来了挑战。例如, 在电网发生复杂的连锁故障或者自动装置出现误动、拒动等虚警现象时, 情况往往更加



收稿日期: 2015-05-27 修回日期: 2015-08-12;
基金项目: 国家自然科学基金资助(51407076); 河北省自然科学基金(F2014502050); 河北省高等学校科研项目(Z2013007); 中央高校基本科研业务费专项资金(2015ZD28);
作者简介: 李刚(1980-), 男, 河北枣强, 博士, 讲师, 研究方向为软件工程、电力系统仿真。

<http://www.china-simulation.com>

• 3018 •

严重,在这种情形下,运行操作人员对报警信号做出快速的诊断是比较困难的。为了能够在故障发生时快速准确地判断故障的时刻、区间、性质,并对系统进行快速恢复,就需要一种高效的诊断方法来支撑。

传统的故障分析方法和数字滤波器都是基于傅里叶分析的,结构较为简单,性能相对可靠且速度较快;但是当电力系统发生异常或者故障时,系统中的各电气量信号一般都包含短时突变或冲击分量,这类奇异点蕴含丰富的信息,可用来区别正常的稳态信号,如故障暂态电压持续时间很短(一般为几个毫秒),傅里叶分析无法实现时域局部化分析,所以并不适合对电力系统故障暂态信号或突变信号进行分析。由于小波变换作为一种新型的时-频分析工具,它给信号附加了一个适当的时-频窗口,更加准确、灵活地反映了信号的变化特征,即小波变换在时域、频域都具有良好的局部化性质,这对电力系统中的奇异性、突变性故障信号的检测具有极其重要的作用,那么通过小波变换的奇异性检测,就有利于电力系统故障的及时检测与诊断。

近几年来,小波变换在电力系统中的应用得到快速发展,如电气量信号去噪^[2]、电能质量扰动分析^[3]、局部放电^[4-5]中的应用、短期风能预测^[6]、以及在谐波分析^[7]方面的研究等。文献[8]提出一种基于小波变换的电压凹陷检测方法,利用离散小波快速变换检测电压信号;基于离散小波变换和小波熵计算,文献[9]提出一种用于检测和辨识输电线路故障类型和故障位置的新算法;文献[10]结合离散小波变换和概率神经网络,利用正序电流信号,比较每条母线在第一尺度下的最大系数进行故障检测。但是,如何通过小波分析方法实现电力系统故障的时空精确定位,还需要进行深入研究。本文利用小波分析的时频特性,给出一种结合小波分析的电力系统故障检测与诊断方法,构建了基于奇异点信号检测的故障时刻诊断与定位方法。

1 小波分析的适用性原理

1.1 基本理论^[11]

小波变换是用小波函数系来逼近分析信号,分为连续小波变换和离散小波变换。假设信号 $S(t) \in L^2(R)$, 则 $S(t)$ 的连续小波变换为:

$$W_{S,\Psi(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \times \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中: $\varphi(t)$ 为一个小波函数; a, b, t 都是连续的变量, $a, b \in R$, $a > 0$, a 是尺度参数; b 是平移参数。式(1)表明,小波变换的实质是对信号采用不同的滤波器进行滤波。

离散小波变换主要针对连续小波变换的尺度参数 a 与平移参数 b 。 a, b 若是离散变量,如: $a = a_0^n$, $n \in Z$; $b = mb_0 a_0^m$, $m \in Z$, 这样就可以得到相应的离散簇 $\varphi_{n,m}(x)$, 而在一定的条件下,离散小波系数 $\langle f, \varphi_{n,m} \rangle$ 就可以完全特征化 f 。

1.2 信号的奇异性

在小波分析中,信号的奇异性一般用 Lipschitz 指数来表征。本文将信号按奇异度分为缓变奇异信号和剧变奇异信号,定义如下:

(1) 设函数 $f: [a, b] \rightarrow R, x_0 \in [a, b]$, 令

$$a_0 = \sup \{ \alpha, f \text{ 在 } x_0 \text{ 是 Lipschitz } \alpha \} \quad (2)$$

则称 f 在 x_0 的 Lipschitz 奇异度为 a_0 。

(2) 设函数 $f: [a, b] \rightarrow R$ 在 $x_0 \in [a, b]$ 是奇异信号,若 $a_0 < 0$, 则称 f 在 x_0 是剧变奇异信号;若 $a_0 > 0$, 则称 f 在 x_0 是缓变奇异信号。

由以上定义可知:如果函数 $f: [a, b] \rightarrow R$ 在 $x_0 \in [a, b]$ 具有 n 阶导数的话,该点的奇异度 $a_0 \geq n$, 若不存在 n 阶导数,则该点的奇异度 $a_0 \leq n$ 。

1.3 小波分析的模极大值

定义 $W_s(a, b)$ 是 $S(t)$ 的小波变换,那么在尺度 a_0 下,若存在点 (a_0, t_0) 使得 $W_s(a_0, t) / t = 0$, 则点 (a_0, t_0) 为局部极值点,且 $W_s(a_0, t) / t$ 在 $t = t_0$ 处有一过

零点。如果在 t_0 的某一领域内的任一点 t ，满足 $|W_s(a_0, t)| < |W_s(a_0, t_0)|$ ，则称点 (a_0, t_0) 为小波变换的模极大值点。

设小波函数 $\Psi(t)$ 是连续可微的，其在无穷远处的衰减速率为 $O\left(\frac{1}{1+t^2}\right)$ ，那么根据 Lipschitz 指数 α 可知：当 $\alpha < 0$ 时，小波变换的模极大值随尺度的减小而增大；当 $\alpha > 0$ ，小波变换的模极大值随尺度的减小而减小；当 $\alpha = 0$ 时，小波变换的模极大值不随尺度的变换而变化。

2 基于小波变换的故障诊断算法

2.1 小波分析的低频系数和低频系数

小波分析具有对信号局部细化和分析的功能，其实质过程是，首先将原始信号送入滤波器，完成对数据降维、特征提取，然后进行二元抽样，由此得到高频系数和低频系数。

小波系数是由卷积运算完成，即使用不同尺度的小波基与信号做内积运算。对于离散小波变换，由于多数小波函数并非正交函数，因此需要尺度函数，这样，原始信号可以分解成尺度函数和小波函数的线性组合，在这个函数中，尺度函数产生低频部分，小波函数产生高频部分。

2.2 基于小波分析的奇异性检测算法设计

本文将信号的奇异点作为研究对象，理论上来说采用适当尺度的信号进行小波分解，并提取其高频系数(小波细节)就能检测到奇异点。但是该奇异点只能表征系统故障时刻，不能表征故障点的位置，这是因为在实际电力系统发生故障时，非故障点信号在该时刻也体现出“奇异点”。因此，若要找出该点的位置还需要对每个采样点进行进一步检测，即基于模极大值的奇异性检测。

以下给出基于小波分析的电力系统故障检测的推论和判据。

1) 当发生故障时，若故障暂态信号是奇异的，那么发生故障时刻可由信号的奇异点确定；

2) 小波变换的模极大值点可以确定奇异点。

但并非所有的模极大值点就是奇异点，当电力系统受到大干扰而失稳时，非故障点的电气量也会出现扰动；系统正常运行时，电气量的极大值处也会出现小波变换的极大值。所以，需要设置系统正常运行时所产生的模极大值和非故障点的模极大值，并加以一定的裕量作为其门限值。一般地，系统发生故障时非故障点的模极大值会大于系统正常运行的模极大值，因此，本文只考虑设置非故障点的模极大值。

为此，需给出基于小波分析模极大值的奇异性检测的补充判据。

1) 当被测信号的小波变换模极大值大于设置的门限值时，那么就认为该处、该时刻发生故障；

2) 当被测信号的小波变换模极大值小于设置的门限值时，那么就认为该处、该时刻并非故障点和故障时刻。

根据以上的推论和补充论据，对电力系统突变信号的奇异点位置检测算法归纳如下：

步骤 1: 对信号进行离散小波变换，考虑用 $db4$ 和 $db6$ 小波进行 6 层分解，并分别提取 $db4$ 分解的第 6 层低频系数，提取 $db6$ 小波分解的第 6 层高频系数；

步骤 2: 求出上述小波变换系数的最大值 W_{max} ；

步骤 3: 设置合理的小波变换系数的阈值 W_{flat} 和时间长度 T_{flat} ；

步骤 4: 在设置的时间长度内对模极大值进行筛选，确定筛选的阈值为 T_1 和 T_2 ，使得当 $T_1 < W_f(a, b) < T_2$ 且 $W_f(i+1) - W_f(i) > W_{flat}$ 时，保留模极大值，否则去掉其他的模极大值，其中 $T_1 = a \times W_{max}$ ， $T_2 = b \times W_{max}$ ；

步骤 5: 利用在该尺度下保留下来的模极大值点的小波系数，观察保留下来的模极大值的分布情况。

算法的流程如图 1 所示。

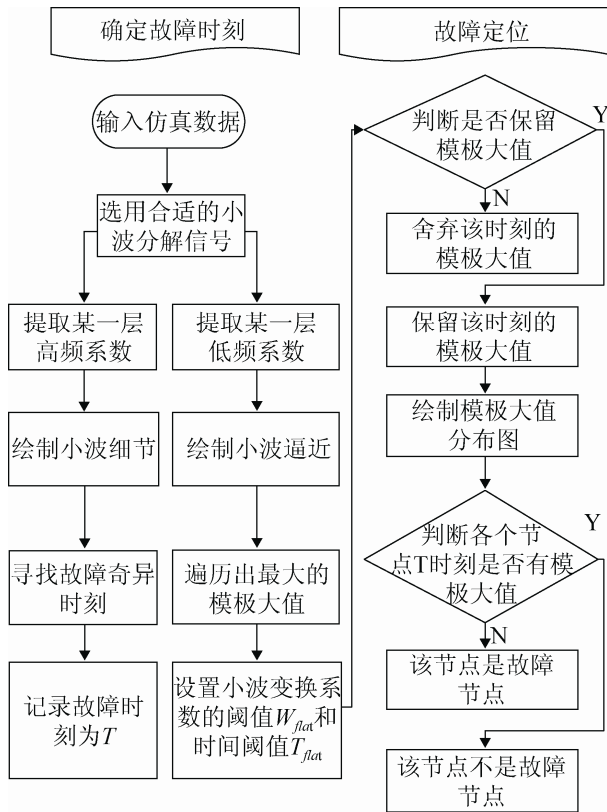


图 1 算法的计算流程图

3 算例分析

3.1 数据来源

以 IEEE 39 节点系统为算例(数据间隔 10 ms, 共 2 000 组, 即 20 s), 其中 5 s 时系统节点 16 处发生三相接地短路, 6 s 时故障切除。数据以节点电压的标幺值给出, 电压基准值为 100 kV。

3.2 过程与结果分析

(1) 绘制原始信号

选取典型节点(首段节点以及故障节点)的数据, 绘制信号在运行 20 s 内波形如图 2, 图 3 所示。

(2) 对原始信号分解及低频系数提取

以 *db4* 小波 6 层分解后得到第 4 层的低频小波系数, 表 1~2 分别为节点 1 和节点 16 的数据。

对各节点的第 4 层低频小波系数进行提取, 得到的新波形如图 4~5 所示。

对比原始信号波形可知: 对小波分解的低频系数进行提取可以得到逼近原始信号的波形, 即达到了去噪的效果。

(3) 对原始信号分解及高频系数提取

前述低频系数采用 *db4* 小波分解获得, 高频系数采用 *db6* 小波分解。节点 1 和节点 16 的高频小波系数分别如表 3~4 所示。

对各节点的第 1 层高频小波系数进行提取, 得到的新波形如图 6 和图 7 所示。

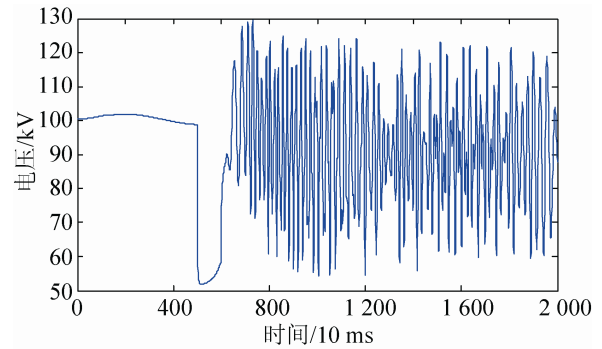


图 2 节点 1 原始波形

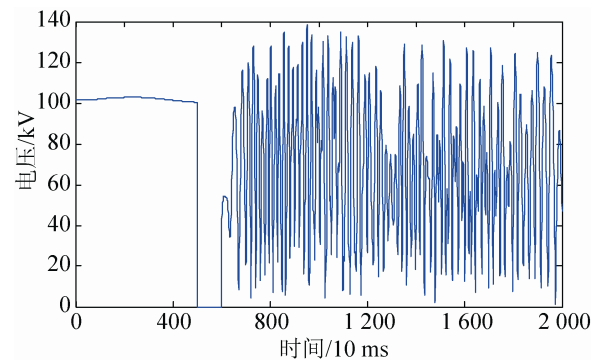


图 3 节点 16 原始波形

表 1 节点 1 在 *db4* 小波 6 层分解后第 4 层的低频小波系数

1~15	16~30	31~45	46~60	61~75	76~90	91~105	106~120	121~131
4.026 8	4.073 2	3.989 0	4.257 1	3.692 8	3.316 8	3.548 9	3.852 2	3.657 9
4.026 8	4.076 3	3.980 5	3.952 8	3.713 5	3.599 7	3.514 7	3.497 0	3.483 7
...
4.067 8	4.007 6	3.480 0	3.673 0	3.508 8	3.590 3	3.536 8	3.512 8	3.930 3
4.070 4	3.998 2	3.353 1	3.666 4	3.811 0	3.718 1	3.531 2	3.723 3	3.444 2

表 2 节点 16 在 db4 小波 6 层分解后第 4 层的低频小波系数

1~15	16~30	31~45	46~60	61~75	76~90	91~105	106~120	121~131
4.077 6	4.104 8	4.058 0	3.301 3	3.196 0	2.182 5	2.740 6	3.344 1	2.560 5
4.077 6	4.109 0	4.049 6	2.278 5	3.371 2	2.475 1	2.268 6	2.118 5	2.166 9
...
4.097 5	4.075 0	2.281 9	2.869 1	2.427 7	2.691 7	2.893 3	2.865 8	3.133 3
4.101 4	4.066 6	1.444 7	2.952 9	3.322 3	3.352 8	2.235 7	2.899 0	1.731 2

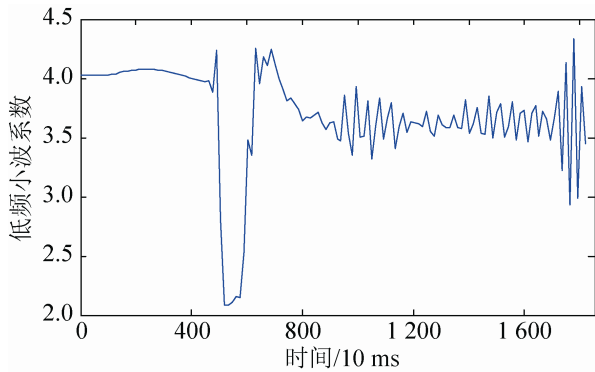


图 4 节点 1 小波逼近波形

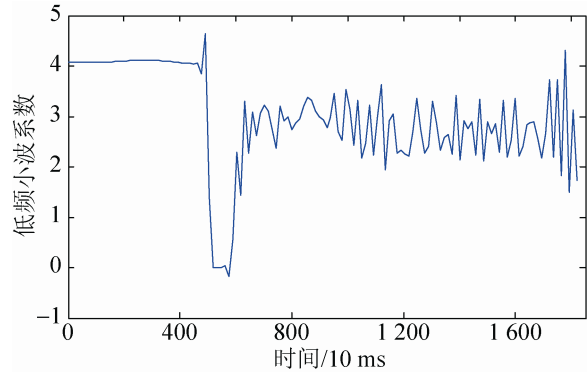


图 5 节点 16 的小波逼近波形

表 3 节点 1 在 db6 小波 6 层分解后第 6 层的高频小波系数

1~10	11~20	21~30	31~40	41~50	51~60	61~70	71~73
-0.000 8	-0.000 0	-0.000 0	-0.000 0	-0.015 4	0.000 0	0.000 0	-0.000 1
0.001 2	-0.000 2	-0.000 0	-0.000 0	-0.000 0	0.000 1	-0.000 0	0.000 1
...	0.000 1
-0.000 8	-0.000 0	-0.000 0	0.138 3	0.000 0	-0.000 1	0.000 1	
-0.000 0	-0.000 0	-0.000 0	0.029 1	0.000 0	-0.000 0	0.000 0	

表 4 节点 16 在 db6 小波 6 层分解后第 6 层的高频小波系数

1~10	11~20	21~30	31~40	41~50	51~60	61~70	71~73
-0.000 8	-0.000 0	-0.000 0	-0.000 0	-0.015 4	-0.000 0	0.000 0	-0.000 3
0.001 2	-0.000 2	-0.000 0	-0.000 0	-0.000 0	0.000 7	-0.000 0	0.000 1
...	0.000 5
-0.000 8	-0.000 0	-0.000 0	0.138 3	0.000 3	-0.000 5	0.000 2	
-0.000 0	-0.000 0	-0.000 0	0.029 1	0.000 1	0.000 1	-0.000 3	

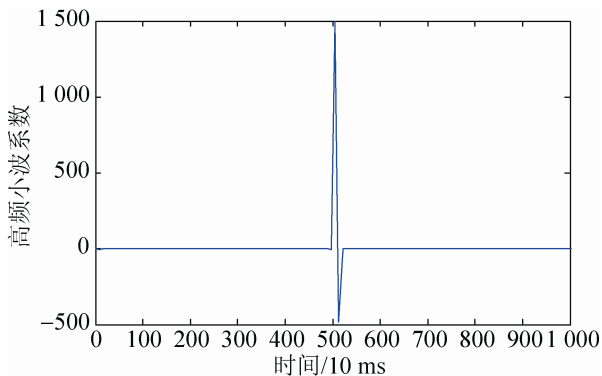


图 6 节点 1 的小波细节波形

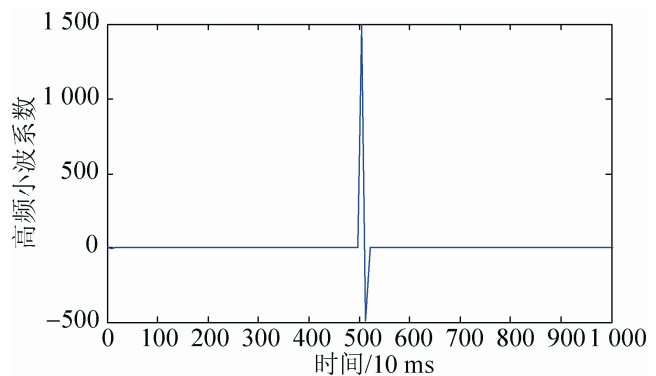


图 7 节点 16 的小波细节波形

由图 6、图 7 可知: 对小波分解的高频系数进行提取可以得到小波细节波形, 从而可以清楚的观测到信号的不连续点, 即高频特征的原始信号的加入点, 这是因为间断点包含了高频信息。因此相对于不具有时间分辨力的傅里叶变换, 通过小波分析的高频系数提取可以精确地检测出信号突变时刻。显然, 奇异点为第 500 个数据左右, 即系统在 5 s 时发生了故障, 记 $T=500$ 。

(4) 基于模极大值的故障定位

在 db4 小波 6 层分解的基础上, 提取第 2 层的低频小波系数, 并选用合适的阈值保留或去掉模极大值, 绘制最后保留下来的模极大值分布, 观察 T 时刻是否存在模极大值。由于小波低频系数的提取原理同上, 此处不再重复赘述。

阈值 $W_{flat} = 0.02W_{max}$, $T_{flag} = time + L / 2.5$, 其

中 $time$ 表示出现 W_{max} 的时刻; 在设置的时间长度内对模极大值进行筛选, 确定阈值 T_1 和 T_2 , 其中 $T_1 = a * W_{max}$, $T_2 = b * W_{max}$ (注: a 、 b 参数可由经验或实验数据给出), 此处取 $a=0.2$ 和 $b=0.69$ 。因此能够保留下来的模极大值必须是满足下面三个条件的: ①相邻下一个模极大值 $W(i+1) > 0.2 * W_{max}$; ②相邻下一个模极大值 $W(i+1) < 0.69 * W_{max}$; ③相邻下一个模极大值与前一个模极大值差的绝对值大于阈值 W_{flat} , 即 $abs(W(i+1) - W(i)) > W_{flat}$ 。

由前述分析可知, 此时故障定位分析只需关注 $T=500$ 左右的模极大值是否存在即可(此处只选用 460~540 时刻的数据), 下表 5~6 分别给出典型节点 $T=460\sim 540$ 的模极大值分布。

绘制典型节点奇异性检测后的模极大值的分布情况如图 8、图 9 所示。

表 5 节点 1 奇异性检测后 $T=460\sim 540$ 的模极大值分布情况

461~470	471~480	481~490	491~500	501~510	511~520	521~530	531~540
0	0	0	0	0	0	0	0
...
0	0	0	0	0	1.3838	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1.0738	0	0

表 6 节点 16 奇异性检测后 $T=460\sim 540$ 的模极大值分布情况

461~470	471~480	481~490	491~500	501~510	511~520	521~530	531~540
0	0	0	0	0	0	0	0
...
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

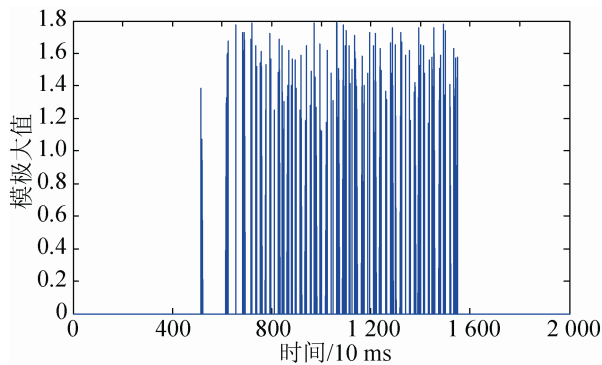


图 8 节点 1 的模极大值分布

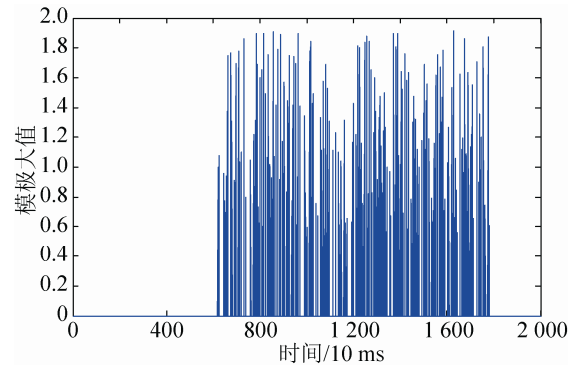


图 9 节点 16 的模极大值分布

根据小波高频系数提取数据,得到信号的故障时刻为 $T=500$ 左右,因此故障定位算法中记录了该时刻并只注意观察该时刻前后奇异点检测后的模极大值分布。若某一节点在该时刻前后保留了模极大值,则该节点不是故障节点;反之,若某一节点在该时刻前后没有保留模极大值,即其模极大值全为 0,则该节点就是故障节点。由此可见,节点 16 为故障节点。

综上所述,通过对信号的小波变换分解和低频系数提取以及基于模极大值的奇异性检测可知,系统 5 s 时刻在节点 16 发生了故障。

4 结论

本文设计了基于小波分析高频系数和基于模极大值奇异性检测相结合的故障诊断与定位算法,重点研究了高频系数在表征小波细节上的应用,并给出了用来实现奇异性检测的新判据,以 BPA 仿真数据(带故障时刻的 IEEE 39 节点系统)为基础,采用 5 s 时节点 16 发生三相接地短路故障,6 s 时该处故障被切除的数据作为分析对象,验证了本文所提方法的正确性。但本文算法也存在一定的局限性,例如没有在小波分解时选取哪一层更为合理进行严格推导等;另外,如果能建立在自适应识别故障类型的基础上,那么算法的有效性将大大提高。由于智能电网的自愈性特征,对故障区间的定位精度要求较高。因此,下一步将在小波变换的理论基础、小波基选择原则、特征提取算法、以及对故障类型的自动识别等方面开展工作。

参考文献:

- [1] 宋亚奇,周国亮,朱永利. 智能电网大数据处理技术现状与挑战 [J]. 电网技术, 2013, 37(4): 927-935.
- [2] 秦代春,周林,郭珂,等. 一种小波神经网络的电能质量信号去噪新方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(13): 88-93.
- [3] Ray P K, Kishor N, Mohanty S R. Islanding and Power Quality Disturbance Detection in Grid-Connected Hybrid Power System Using Wavelet and-Transform [J]. IEEE Transactions on Smart Grid (S1949-3053), 2012, 3(3): 1082-1094.
- [4] Evagorou D, Kyprianou A, Lewin P L, *et al.* Feature extraction of partial discharge signals using the wavelet packet transform and classification with a probabilistic neural network [J]. IET Science, Measurement & Technology (S1751-8822), 2010, 4(3): 177-192.
- [5] 唐炬,董玉林,樊雷,等. 基于 Hankel 矩阵的复小波-奇异值分解法提取局部放电特征信息 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(7): 1808-1817.
- [6] Catalão J P S, Pousinho H M I, Mendes V M F. Short-term wind power forecasting in Portugal by neural networks and wavelet transform [J]. Renewable Energy (S1949-3029), 2011, 36(4): 1245-1251.
- [7] 张鹏,李红斌. 一种基于离散小波变换的谐波分析方法 [J]. 电工技术学报, 2012, 27(3): 252-259.
- [8] Gencer Ö, Öztürk S, Erfidan T. A new approach to voltage sag detection based on wavelet transform [J]. International journal of electrical power & energy systems (S0142-0615), 2010, 32(2): 133-140.
- [9] El-Zonkoly A M, Desouki H. Wavelet entropy based algorithm for fault detection and classification in FACTS compensated transmission line [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems (S0142-0615), 2011, 33(8): 1368-1374.
- [10] Ngaopitakkul A, Jettanasen C. Combination of discrete wavelet transform and probabilistic neural network algorithm for detecting fault location on transmission system[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control (S1349-4198), 2011, 7(4): 1861-1874.
- [11] 杨建国. 小波分析及其工程应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.