

奇异值分解理论和 小波变换结合的行波信号奇异点检测

张 峰, 梁 军, 张 利, 负志皓

(山东大学电气工程学院, 山东省济南市 250061)

摘要: 准确检测故障行波信号的奇异点是行波故障测距的关键。现场故障行波信号通常含有大量噪声, 有些情况下单独使用传统的小波变换将不能有效检测到信号的奇异点。为解决强噪声情况下故障行波信号奇异点的检测问题, 提出了基于奇异值分解理论和 小波变换的故障行波信号奇异点检测方法。通过构造重构的吸引子轨迹矩阵, 并由 Frobenious 范数意义下的最佳逼近矩阵可以得到除噪后的信号序列, 对所得信号序列进行奇异点检测得到信号序列奇异点。仿真结果表明, 该方法在强噪声情况下可以去除噪声影响, 并且保持信号的奇异性, 准确检测到信号的奇异点。

关键词: 奇异值分解; 小波变换; 行波; 奇异点

中图分类号: TM711

0 引言

行波故障测距过程中, 能否准确提取到故障行波信号的奇异点是问题的关键。由于现场故障行波信号中通常含有大量噪声, 某些情况下故障行波信号奇异点的检测将变得困难^[1]。

小波变换是含噪行波信号奇异点检测的有效方法。利用小波变换的去噪效果可以在一定程度上去除白噪声的影响。但仿真结果表明, 随着噪声的增大, 小波变换去噪后检测到的奇异点将出现较大误差。在某些强噪声情况下, 将不能检测到故障行波信号的奇异点。

本文在大量仿真结果的基础上提出了奇异值分解理论和 小波变换结合的奇异点检测方法。奇异值分解技术是强噪声背景下检测突变信息的有效方法, 利用矩阵的奇异值分解可以有效降低噪声信号的影响, 使突变信息更为清晰。本文在奇异值分解有效去噪前提下, 通过小波变换模极大值去噪的二次去噪作用和模极大值的奇异点检测方法提取故障行波信号的奇异点。

1 奇异值分解和 时间序列重构的吸引子轨迹矩阵

1.1 奇异值分解

根据矩阵的奇异值分解定理, 令矩阵 $\mathbf{A}$ 是 $m \times n$ 维实矩阵, 则存在正交矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 和 $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 使得

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \\ \mathbf{\Sigma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{\Sigma}_1 = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r)$; $r = \text{rank}(\mathbf{A})$, 并且其对角元素按照 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r \geq 0$ 排列, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 称为矩阵 $\mathbf{A}$ 的奇异值^[2]。

矩阵奇异值包含了有关矩阵 $\mathbf{A}$ 秩的特性的有用信息^[3], 研究矩阵的奇异值特点可以提取到符合应用要求的 $\mathbf{A}$ 的优化矩阵。

1.2 时间序列重构的吸引子轨迹矩阵

设存在一维时序 $x_1, x_2, \dots$, 利用延迟法重构一个 n 维相空间。具体方法是: 把时序 $x_1, x_2, \dots$ 中的 $x_1, x_2, \dots, x_n$ 作为 n 维相空间第 1 个向量 $\mathbf{y}_1$, 然后右移 1 位, 把 $x_2, x_3, \dots, x_{n+1}$ 作为第 2 个向量 $\mathbf{y}_2$, 这样就构造出一批行向量 $\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_m$ 。每个向量对应重构相空间中的一个点, 将这些点按照先后顺序连接起来就得到重构的吸引子。用这些向量可组成一个 $m \times n$ 维矩阵:

$$\mathbf{A}_m = [\mathbf{y}_1^T, \mathbf{y}_2^T, \dots, \mathbf{y}_m^T]^T \quad (2)$$

这个矩阵称为重构的吸引子轨迹矩阵。

根据式(2)定义, 重构的吸引子轨迹矩阵 $\mathbf{A}_m$ 可表示为 $\mathbf{A}_m = \mathbf{A} + \mathbf{w}$, 其中 $\mathbf{A}$ 是光滑信号对应的重构相空间中的吸引子轨迹矩阵, $\mathbf{w}$ 是噪声信号对应的轨迹矩阵。研究表明, 光滑信号对应的重构相空间的吸引子轨迹矩阵是奇异的^[4], 即其秩 $k < \min(m, n)$, 一般取 $m < n$ 。不同光滑信号的秩可能不同。 $\mathbf{w}$ 由于突变性必定是列满秩矩阵, 即秩 $k_m = n$ 。同理, 由含有噪声信号的重构的吸引子轨迹矩阵 $\mathbf{A}_m$ 也必定是列满秩矩阵。根据奇异值理论, $\mathbf{A}_m$ 有 n 个奇异值并且满足: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n > 0$ 。

由 Frobenious 范数意义下的最佳逼近矩阵定理可得,保留 A_m 的前 k 个奇异值而令其他奇异值为 0,然后利用奇异值分解的逆过程得到矩阵 A_m' ,则矩阵 A_m' 是 A_m 秩为 k ($k < n$) 的最佳逼近矩阵。实际上, A 是未知的,可以用 A_m' 来近似表示,即 $A \approx A_m'$ 。此时的 A 可认为是去除噪声后的光滑信号对应的轨迹矩阵。由构造重构的吸引子轨迹矩阵的逆过程即可得到除噪后的新的信号序列。

2 奇异值分解理论和小波变换结合的新方法

2.1 方法的提出

行波故障测距过程中,行波信号会受到各种复杂噪声的影响。高压输电线路传输距离长,经过的地区气候、地形等复杂多变,以及输电线路中各参数不均匀,这些因素很容易产生各种噪声。现场设备以及硬件监测装置也不可避免地存在对原始信号的噪声干扰^[5]。同时,为保证采样精度,采样装置的采样频率往往达到几兆赫,此时采样信号更容易受到各种噪声的干扰。研究表明,行波信号中噪声成分主要为白噪声^[6-7]。在某些情况下,白噪声会很大甚至淹没行波信号。仿真研究表明,这种情况下仅仅利用小波变换的去噪功能往往造成测距失败。图 1 中用 1 MHz 的采样频率提取到高频行波信号,可以看出该情况下行波信号受噪声干扰较大,此时单独使用小波变换不能有效检测到故障行波信号的奇异点。另外,在故障电流行波传输过程中,沿线受到的各种复杂噪声中可能包括脉冲噪声的干扰,由于脉冲噪声与暂态行波信号的突变特征相似,也容易对奇异点的检测产生影响。为此,本文提出了强噪声情况下基于奇异值分解和小波变换的奇异点检测新方法。

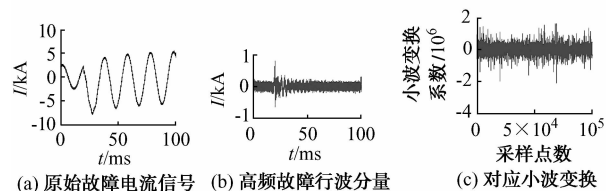


图 1 含 4% 噪声信号及其小波变换

Fig. 1 Signal containing 4% noise and its wavelet transform

2.2 方法的实现算法

如图 2 所示,本文方法的实现算法可分以下四个步骤:

1) 对高速数据采集装置的采样数据 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 构造高通滤波器获取高频行波分量。

2) 构造时间序列重构的吸引子轨迹矩阵。

3) 根据奇异值分解理论及其逆过程,构造吸引子轨迹矩阵的 Frobenious 范数意义下的最佳逼近矩阵。 k 值的选取可参考如下方法:在实际应用中,通常用归一化的奇异值来选择 k 值, $\sigma_i = \lambda_i / \lambda_1$ ($i = 1, 2, \dots, n$),并取某一接近 0 的数 σ_0 (如 0.005 等)作为门限值,选择 $\sigma_i \geq \sigma_0$ 对应 i 值的最小值作为 k 值。仿真研究表明:在高压输电线路电流故障行波信号中,当信噪比 α 较低时 (如 $\alpha \leq 5\%$),一般取 $\sigma_0 \leq 0.04$; α 较高时 (如 $5\% \leq \alpha \leq 15\%$),一般取 $0.05 \leq \sigma_0 \leq 0.15$ 。

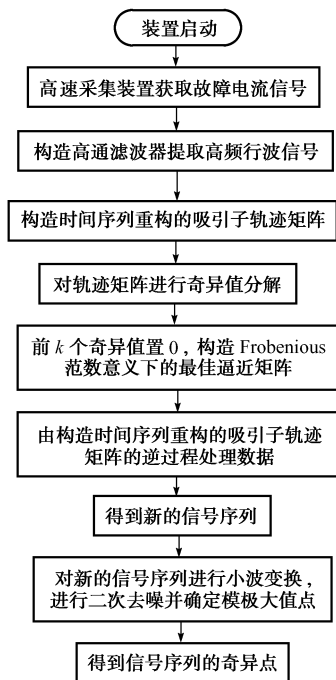


图 2 实现算法流程

Fig. 2 Flow chart for the method

4) 由最佳逼近矩阵得到去噪后的新的信号序列。

5) 对新的信号序列进行小波变换,经过小波变换的二次去噪作用及基于模极大值奇异点检测的方法可准确得到奇异点的位置。

3 仿真研究

为验证本文方法有效性,利用 EMTP 建立 500 kV 双端电源仿真模型,如图 3 所示。线路长 150 km,距 M 端 110 km 处, $t = 0.02$ s 时刻发生单相接地故障,采样频率设为 1 MHz。所选小波为具有线性相移、紧支撑的三次 B 样条小波^[8-10]。根据本文方法对 M 端所得故障电流采样数据进行奇异点的检测。

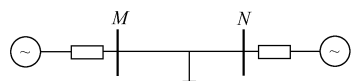


图 3 系统仿真模型

Fig. 3 Simulation model of transmission lines

3.1 对含白噪声信号的奇异点检测

理想白噪声是一种功率谱密度在整个频域内为常数的随机信号。如图 1 所示,原始故障电流信号中受白噪声干扰,所提取的高频行波分量中白噪声干扰仍然存在。本文对图 1 中故障时刻附近 5 个周期的采样数据进行处理,对所提取的故障行波分量利用奇异值分解技术消噪处理,所得消噪效果如图 4 所示,图形表明处理后的数据明显消除了噪声,并且消噪后的波形保持了原波形的形状,突出了原信号的奇异性。为减小运算量及利于图形显示,提取新信号序列中包括故障时刻在内的第 18 000 点到 28 000 点,组成一个部分提取信号序列,对该部分提取信号序列进行小波变换处理,通过小波变换的二次去噪作用和模极大值理论,检测到奇异点为该部分提取信号序列的第 2 370 点,即对应故障时刻 $t=0.020\ 370\ \text{s}$ 。

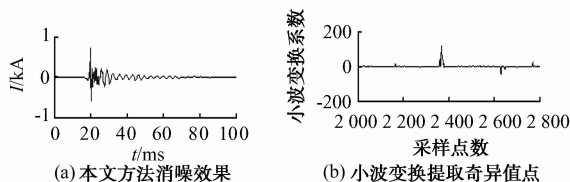


图 4 本文方法对含 4% 白噪声信号处理结果

Fig. 4 Processing results for signal containing 4% white noise

为了说明本文方法在强噪声情况下检测奇异点的有效性,增加白噪声至 6%, 10%。从附录 A 图 A1(a)、图 A2(a) 可以看出,随着噪声的增加,故障行波信号逐渐被白噪声淹没。该情况下使用传统的小波变换已不能有效检测到信号的奇异点。利用本文方法,对所得去噪信号序列进行小波变换,如附录 A 图 A1(b)、图 A2(b) 所示,由模极大值理论仍可提取到信号奇异点为部分提取信号序列的第 2 370 点,对应故障时刻 $t=0.020\ 370\ \text{s}$ 。

3.2 对含脉冲噪声信号的奇异点检测

对故障时刻附近 2 个周期的采样数据进行处理,在故障电流信号奇异点附近连续加入 1 000 个呈正、负变化的 4% 脉冲波,用来仿真脉冲噪声的干扰。脉冲波的出现必然会影响到行波信号的奇异性,对奇异点检测造成干扰,如图 5(a) 所示。

利用小波变换可以检测对应故障时刻 $t=0.020\ 358\ \text{s}$ 的信号奇异点,可见检测到的信号奇异

点发生了偏移。根据本文方法对含噪信号进行处理,同样,为减小运算量及利于图形显示,提取新信号序列中包括故障时刻的第 18 000 点到 28 000 点,组成一个部分提取信号序列,对该序列进行小波变换处理,可检测到小波变换模极大值点为该部分提取信号序列的第 2 370 点,即在脉冲干扰情况下可检测到故障时刻 $t=0.020\ 370\ \text{s}$ 。

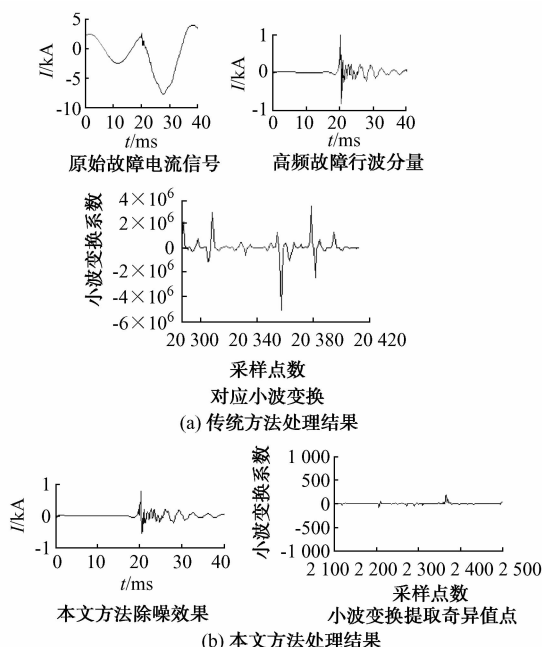


图 5 含 4% 脉冲噪声信号处理结果

Fig. 5 Processing results for signal containing 4% impulse noise

由附录 A 图 A3 看出,增大脉冲噪声幅值,8% 噪声情况下使用小波变换,已无法有效检测信号奇异点。利用本文方法,仍可提取到信号奇异点为部分提取信号序列的第 2 370 点。

从整个仿真过程看,对于输电线路中常见的白噪声和脉冲噪声干扰,本文提出的方法在有效去除噪声影响的同时,保持了信号的奇异性,并未引起奇异点的偏移。在不同程度的强白噪声情况下仍可有效检测到奇异点;对因电磁干扰等原因出现的脉冲噪声也可以滤除并且准确检测到奇异点。

4 结语

强噪声情况下使用小波变换可能无法有效检测故障行波信号的奇异点。奇异值分解是现代数值分析的重要工具,奇异值分解技术在工业应用中可以在强噪声背景下有效降低噪声信号的影响,使突变信息更为清晰。为此,本文考虑并分析了奇异值分解技术与小波变换相结合的奇异点检测方法。在高压输电线路故障中,该方法能够将强噪声背景下

的行波信号中的白噪声和脉冲噪声去除,不会引起信号奇异点的偏移,可以有效地检测到奇异点。本文方法实现算法简单,仿真结果表明,数据处理的结果可靠、有效。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参 考 文 献

[1] 姜晟,舒乃秋,胡芳,等. 基于小波变换的含噪声行波信号奇异点检测. 电网技术, 2004, 28(10): 59-62.
JIANG Cheng, SHU Naiqiu, HU Fang, et al. A wavelet transform based singularity detection of traveling wave signal containing noise. Power System Technology, 2004, 28(10): 59-62.

[2] 张贤达. 矩阵分析与应用. 北京: 清华大学出版社, 2004.

[3] 孙进才. 信号相位匹配原理及其应用. 西安: 西北工业大学出版社, 2005.

[4] 吕志民, 张武军, 徐金梧, 等. 基于奇异谱的降噪方法及其在故障诊断技术中的应用. 机械工程学报, 1999, 35(3): 85-88.
LÜ Zhimin, ZHANG Wujun, XU Jinwu, et al. A noise reduction method based singular spectrum and its application in machine fault diagnosis. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 1999, 35(3): 85-88.

[5] 全玉生, 李学鹏, 杨俊伟, 等. 基于形态学的高压直流输电线路的行波去噪. 高电压技术, 2006, 32(9): 153-159.
QUAN Yusheng, LI Xuepeng, YANG Junwei, et al. Study of traveling wave filter of HVDC transmission line based on mathematical morphology. High Voltage Engineering, 2006, 32(9): 153-159.

[6] 曾喜闻, 伍亚萍. 基于小波变换的行波信号的去噪滤波. 电力科学与工程, 2004(2): 31-33.
ZENG Xiwen, WU Yaping. Filtering of traveling wave signal

based on wavelet transform. Electric Power Science and Engineering, 2004(2): 31-33.

[7] 周静, 陈允平. 小波系数软硬阈值折中方法在故障定位消噪中的应用. 电力系统自动化, 2005, 29(1): 65-68.
ZHOU Jing, CHEN Yunping. The application of de-noise based on compromise algorithm between soft-thresholding and hard-thresholding of wavelet coefficient for fault location. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(1): 65-68.

[8] 何正友, 钱清泉. 电力系统暂态信号分析中小波基的选择原则. 电力系统自动化, 2003, 27(10): 45-76.
HE Zhengyou, QIAN Qingquan. Mother wavelet option method in the transient signal analysis of electric power systems. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(10): 45-76.

[9] 黄子俊, 陈允平. 行波故障定位中小波基的选择. 电力系统自动化, 2006, 30(3): 61-64.
HUANG Zijun, CHEN Yunping. Selection wavelet based for traveling wave fault location. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(3): 61-64.

[10] 李友军, 王俊生. 连续小波变换应用于电力系统行波奇异性检测的探讨. 电力系统自动化, 2002, 26(12): 54-58.
LI Youjun, WANG Junsheng. Continuous wavelet transform based singularity location of transmission line traveling waves. Automation of Electric Power Systems, 2002, 26(12): 54-58.

张 峰(1983—),男,博士研究生,主要研究方向: 电力系统运行控制与故障测距. E-mail: zf-365@mail.sdu.edu.cn

梁 军(1956—),男,通信作者,教授,博士生导师,主要研究方向: 电力系统运行与控制. E-mail: liangjun@sdu.edu.cn

张 利(1967—),女,副教授,博士,主要研究方向: 电力系统运行与控制。

Traveling Wave Signal Processing Method for Singularity Detection Based on Singularity Value Decomposition and Wavelet Transform

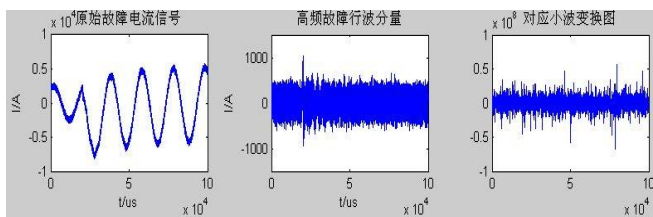
ZHANG Feng, LIANG Jun, ZHANG Li, YUN Zhihao
(Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: It is the crucial problem to accurately detect the traveling wave singularity point in fault location. Much noise is usually contained in the traveling wave signal of field data, in which case, the singularity point cannot always be detected using the conventional wavelet transform. Accordingly, a traveling wave signal processing method for singularity detection based on singularity value decomposition and wavelet transform is proposed. After the track matrix of an attractor reconstructed by time series is structured, a signal series without noise will be obtained by the optimal approximation matrix in the Frobenious norm, and the singularity point will be detected in the noise cancelled signal series. The simulation result shows that the method can maintain the singularity characteristic and accurately detect the singularity point in the noise background.

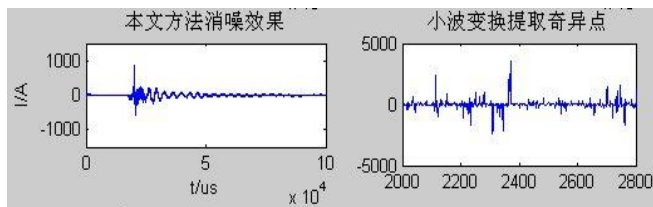
This work is supported by Natural Science Foundation of Shandong Province (No. Y2006F14).

Key words: singularity value decomposition; wavelet transform; traveling wave; singularity point

附录 A



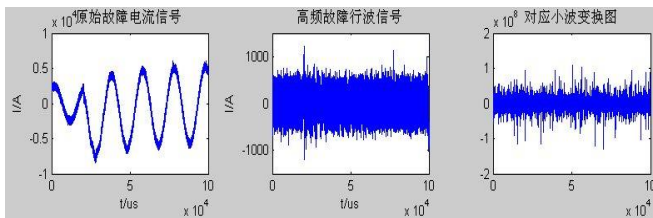
(a) 传统方法处理结果



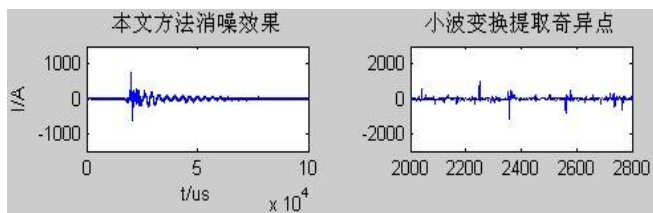
(b) 本文方法处理结果

图 A1 含 6% 白噪声信号处理结果

Fig.A1 Processing results for signal containing 6% white noise



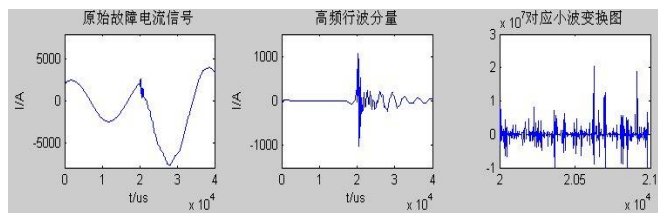
(a) 传统方法处理结果



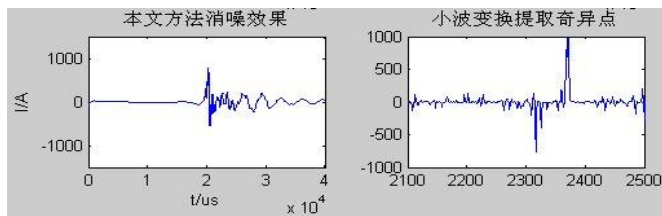
(b) 本文方法处理结果

图 A2 含 10% 白噪声信号处理结果

Fig.A2 Processing results for signal containing 10% white noise



(a) 传统方法处理结果



(b) 本文方法处理结果

图 A3 含 8% 脉冲噪声信号处理结果

Fig.A3 Processing results for signal containing 8% impulse noise