

采用奇异值梯度信息的暂态电能质量扰动自适应检测方法

杨晓梅¹, 郭朝云¹, 樊博², 罗月婉¹, 肖先勇¹

(1. 四川大学 电气信息学院, 四川 成都 610065; 2. 国网宁夏电力有限公司电力科学研究院, 宁夏 银川 750011)

摘要: 为了满足对电网非平稳扰动信号快速、准确分析的要求, 提出了一种采用奇异值梯度信息的暂态电能质量扰动检测新方法。通过滑动窗奇异值分解(SVD)方法提取信号的变化特征、降低噪声干扰, 并通过奇异值梯度求取扰动指示信号, 得到初步定位结果。提出无参自适应阈值, 进一步抑制噪声干扰并实现对暂态扰动信号的检测定位。所提算法原理简单, 无需进行前置滤波及参数调节。一系列仿真试验的对比分析结果表明, 所提算法定位准确、抗干扰能力强, 对过零点扰动也有较好的检测效果。通过对变电站实际暂态扰动数据的检测分析, 进一步验证了所提算法的有效性。

关键词: 暂态电能质量; 扰动检测; 奇异值分解; 奇异值梯度; 自适应阈值; 抗噪性

中图分类号: TM 761

文献标志码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2019.06.020

0 引言

现代电力电子设备不仅自身对扰动敏感, 同时也会产生扰动, 从而影响其他用户^[1]。所以随着电力电子设备的大量投入使用, 电能质量扰动问题日益严重。目前, 短时傅里叶变换 STFT (Short-Time Fourier Transform)、小波变换 WT (Wavelet Transform)、S 变换、希尔伯特变换 HT (Hilbert Transform) 等信号分析技术在电能质量扰动检测方面得到了广泛的应用, 但这些方法及其改进方法都存在各自的不足: STFT 的加窗面积固定, 分辨率单一, 不适用于对非平稳信号的扰动检测^[2]; WT 需要人为选择小波基函数及分解尺度, 检测效果存在较大的差异, 无法保证最优分解效果^[3]; S 变换的运算量大且窗函数不能依据具体的情况进行调整, 缺乏灵活性^[4]; HT 运用到工程实践中还需要解决端点效应、模态混叠等问题^[5-6]。

近年来, 基于形态学、奇异值分解 SVD (Singular Value Decomposition) 的检测方法取得了一定的研究成果, 此类方法从波形特征出发, 结合加窗及软阈值实现实时扰动定位, 算法原理简单, 运算速度快。文献[7]利用短窗功率算法, 对形态滤波后的信号进行加窗并计算窗内信号能量, 通过能量变化判断是否发生扰动, 但该方法未明确指出如何实现自动定位扰动, 且未分析窗宽对算法的影响。文献[8]利用差分思想并结合局部分析窗提取信号突变信息, 通过自适应阈值对扰动进行检测定位, 该算法无需前置滤波, 且抗噪性能较好。但该方法的阈值参数及局部分析窗的半径需通过实验确定, 且关于阈值参数并未给出选取依据。文献[9]利用在 Hankel 矩阵方式下 SVD 与小波分解的机理相似, 对扰动信号构造 Hankel 矩阵进行 SVD, 并通过分量信号检测扰动。上述方法的计算量小, 且对谐波干扰不敏感。

但基于 SVD 的方法的抗噪性较差, 在弱扰动情况下无法检测过零点扰动。且文献[9]中的阈值设置简单, 仅将阈值参数设为分量信号 P_3 最大值的 30%, 由于扰动起止时刻是随机的, 这使得 P_3 峰值相差很大, 会出现扰动检测失效及误检的情况。文献[10]将滑动窗 SVD 与集合经验模态分解 (EEMD) 相结合, 通过 SVD 重构本征模态函数 (IMF) 分量矩阵来压缩数据量, 并通过 HT 进行降维, 该方法改善了模态混叠现象并提高了特征提取的准确性, 但采用 EEMD 方法进行特征提取过程中存在的计算量较大的问题未得到解决。

针对上述问题, 本文通过滑动窗 SVD 及奇异值梯度变化提取信号扰动时刻的奇异性特征, 相较于传统时频特征提取方法, 该方法的计算量小、实时性更强; 并结合无参自适应阈值完成扰动信号的检测、定位。通过实验分析与算法的对比分析验证了所提方法的准确性及优越性。

1 本文所提扰动检测算法

1.1 滑动窗 SVD

SVD 是指: 对于任意一个实矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 必定存在正交矩阵 $U = [u_1, u_2, \dots, u_m] \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 和正交矩阵 $V = [v_1, v_2, \dots, v_n] \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 使得式(1)成立。

$$A = U \Delta V^T \quad (1)$$

其中, $\Delta = [\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), \mathbf{O}] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为对角矩阵, $\mathbf{O}$ 为零矩阵, $q = \min(m, n)$, $\sigma_j (j = 1, 2, \dots, q)$ 为矩阵 A 的奇异值, 且有 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_q \geq 0$ 。

利用 1 维信号可以构造多种矩阵, 如 Toeplitz 矩阵、Cycle 矩阵、Hankel 矩阵等, 矩阵的构造方式不同, 则信号通过 SVD 后的效果也不同^[11]。文献[12]指出, 在 Hankel 矩阵方式下, SVD 可保留信号的波形特征, 且与小波分解类似, 当对整段信号进行处理时, 可对信号进行多分辨率分析。

本文采用滑动窗的方法对被测信号进行实时检测,依次对滑动窗内的信号进行 SVD 以提取信号特征,为了保证提取出信号特征的同时减少计算量,对滑动窗内的信号构造如下所示的 Hankel 矩阵 H_i :

$$H_i = \begin{bmatrix} f(i) & f(i+1) & \cdots & f(i+w-1) \\ f(i+1) & f(i+2) & \cdots & f(i+w) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, f 为 1 维离散化待检测信号; i 为滑动窗的滑动次数, $i=1, 2, \dots, K-w$, w 为滑动窗的窗宽, K 为 f 的总采样点数。

本文所提算法中,窗宽 $w=T/2$ (T 为被测信号在 1 个周期内的采样点数)。依据构造矩阵的特性,当窗宽取为 $T/2$ 的整数倍时,由滑动窗获得的滑动奇异信号构成直线,当信号中存在扰动时,滑动奇异信号的幅值亦会随之改变,呈梯度性变化,从而通过滑动奇异信号的幅值变化获得扰动信息。但窗宽越大,构造的矩阵越大, SVD 耗时越多,因此本文中窗宽取为 $T/2$ 。窗宽 w 对本文所提算法的影响将在 3.1 节进行详细阐述分析。下面介绍滑动奇异信号的构造。

设滑动步长为 Δt (Δt 为采样时间间隔),运用式 (1) 对 H_i 进行滑动窗 SVD,滑动窗每滑动 1 次可对应得到 2 个奇异值 σ_{i1}, σ_{i2} ,如式 (3) 所示。

$$H_i = U_i \Delta_i V_i^T = \sigma_{i1} u_{i1} v_{i1}^T + \sigma_{i2} u_{i2} v_{i2}^T \quad (3)$$

进行 SVD 后,信号的大部分能量集中在较大的奇异值中,而较小的奇异值中则更多的是噪声信息^[13]。因此,选择较大的奇异值,即 σ_{i1} 作为滑动窗 SVD 的输出,在提取信号变化特征的同时降低噪声的干扰。图 1 是信噪比 SNR (Signal-to-Noise Ratio) 为 20 dB 下正常信号及过零点处电压暂降信号经滑动窗 SVD 输出的滑动奇异信号 σ (图中 f 为标么值,后同)。

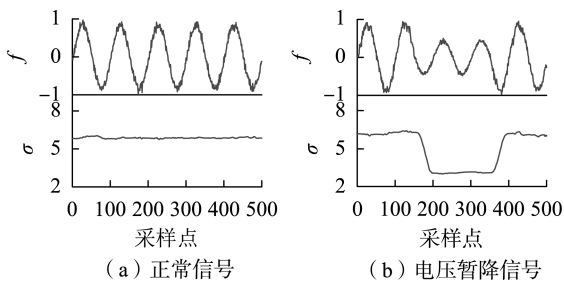


图1 信号的滑动窗 SVD 结果(SNR 为 20 dB)

Fig.1 Moving window SVD results of signals (SNR is 20 dB)

由图 1 可知,滑动奇异信号能实时反映被测信号的波形变化,在有扰动的情况下, σ 发生梯度变化的位置即对应暂态扰动发生/结束的时刻。

1.2 奇异值梯度及自适应阈值检测

结合滑动奇异信号的特点,为了突出 σ 的坡度变化时刻,可通过后向差分方法提取信号梯度信息,但传统的点间差分通常为前向或后向两点间差分,

虽能突出信号的异常,但定位结果不精确,且传统差分方法的抗噪性较差,通常需结合滤波或其他特征提取方法^[14-15]。

本文中的滑动奇异信号 σ 是被测信号 f 以滑动窗宽 $T/2$ 构造矩阵后经 SVD 获得,当点间间隔为 $T/2$ 时由差分获得的极大值指示的扰动起止时刻最准确。因此,本文提出半周波点间差分,通过式 (4) 构造指示信号 S ,获得奇异值梯度信息。

$$S(i) = \text{abs}(\sigma(i+T/2) - \sigma(i)) \text{median}(\sigma) \quad (4)$$

其中, $\text{median}(\cdot)$ 为取中值函数; $\text{abs}(\cdot)$ 为取绝对值函数。

通过式 (4) 构造的扰动指示信号的峰值可准确定位扰动时刻,函数 $\text{median}(\cdot)$ 的作用是放大波峰信号,结合自适应阈值可检测是否发生扰动,并定位扰动指示信号的波峰,即扰动起止时刻。

图 2 为与图 1(b) 相对应的滑动奇异信号 σ 的指示信号 S , S 的极大值即对应扰动发生和结束时刻。

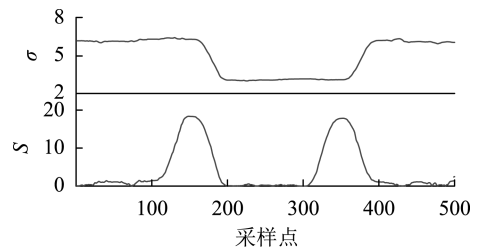


图2 扰动指示信号

Fig.2 Disturbance indication signal

自适应阈值是一个重要的参数,其准确性对最终的扰动检测及定位结果的影响较大。依据文献 [16] 中的经典阈值去噪方法,通常将阈值设为如下形式:

$$\tau = c \cdot 1.4826 \text{median}(|dd^H|) = C \cdot \text{median}(|dd^H|) \quad (5)$$

其中, c, C 均为常数, c 可依据实际情况进行调整,以获得最优阈值检测结果; $1.4826 \text{median}(|dd^H|)$ 为原信号噪声估计^[17], $|dd^H|$ 为原信号经小波分解后的高频子带系数。

对于进行差分后的信号,正常情况下其只包含噪声信息,且其值不会超过阈值。本文中,扰动指示信号 S 的构造过程已经由选取较大的奇异值滤除部分噪声,式 (5) 所示的阈值设置方法已不能有效地估计噪声的变化,且采用小波分解获得高频子带系数无疑增加了计算量。考虑式 (4) 中 $\text{median}(\sigma)$ 与噪声的关系,在不同的 SNR 下对正常信号进行测试,结果如表 1 所示。

由表 1 知, $\text{median}(\sigma)$ 随着噪声强度的增大而减小,随着噪声强度的减小而增大;则 $1/\text{median}(\sigma)$ 随着噪声强度的增大而增大,随着噪声强度的减小

表 1 median(σ) 与噪声强度的关系Table 1 Relationship between median(σ) and noise intensity

SNR/dB	median(σ)	SNR/dB	median(σ)	SNR/dB	median(σ)
10	4.61	30	6.80	50	7.05
15	5.54	35	6.93	55	7.06
20	6.30	40	7.00		
25	6.46	45	7.01		

而减小。结合被检测信号 S 的特点,将式(5)中的 median($|dd^H|$) 替换为 $1/\text{median}(\sigma)$,并适当调整参数 C ,则可得到信号 S 的检测阈值为:

$$\tau = C \frac{1}{\text{median}(\sigma)} \quad (6)$$

当采样频率(即 T)改变时,滑动奇异信号 σ 及扰动指示信号 S 亦会随着 T 的变化而变化,为了使阈值能跟随 T 自适应地变化,参数 C 中应含有 T 。在不同的采样频率及噪声强度下对不同的扰动信号以及正常信号进行测试,经实验对比分析可知,当 $C=T/2$ 时,可获得最优阈值检测结果。

因此,本文定义自适应阈值 τ 如下:

$$\tau = \frac{T}{2} \frac{1}{\text{median}(\sigma)} \quad (7)$$

将自适应阈值 τ 与扰动指示信号 S 进行比较,若 $S > \tau$,则判断发生扰动;反之,则判断无扰动发生。

2 本文所提算法的检测流程

本文所提采用奇异值梯度信息的检测算法的步骤如下。

a. 对输入的被检测信号 f 进行归一化处理:

$$f(k) = \frac{f(k)}{\max\{\text{abs}(f)\}} \quad k=1,2,\dots,K \quad (8)$$

b. 设滑动步长为 Δt ,根据式(2)构造滑动矩阵 H_i ,并根据式(3)进行 SVD,获得滑动窗输出值 σ_{i1} 。在信号 f 上依次滑动窗口重复根据式(2)、(3)构造滑动窗奇异信号 σ 。

$$\sigma(i) = \sigma_{i1} \quad (9)$$

c. 结合式(4),提取滑动奇异信号 σ 的梯度信息,获得指示信号 S 。

d. 依据式(7)估算自适应阈值 τ ,并由估算的自适应阈值 τ 对 S 进行检测及量化处理。当 $S(i)$ 小于等于阈值时,则表示未检测到扰动,将 $S(i)$ 小于阈值的部分置 0;当 $S(i)$ 大于阈值时,则表示检测到扰动,在其半周期内搜寻极大值点即为扰动起止点,保留极大值点形成定位脉冲,并将其余部分置 0。则量化后的信号如式(10)所示。

$$S'(i) = \begin{cases} 0 & S(i) \leq \tau; S(i) > \tau \text{ 且 } S'(i) \neq \max\{S_{T/2}(i)\} \\ \max\{S_{T/2}(i)\} & S(i) > \tau \text{ 且 } S'(i) = \max\{S_{T/2}(i)\} \end{cases} \quad (10)$$

其中, $S_{T/2}(i)$ 为当 $S(i) > \tau$ 时在半周期 $[i, i+T/2-1]$ 内的奇异值梯度值。

依据量化后 $S'(i)$ 中的脉冲信息则可定位扰动的起止时刻。图 3 为利用本文所提算法的检测结果。

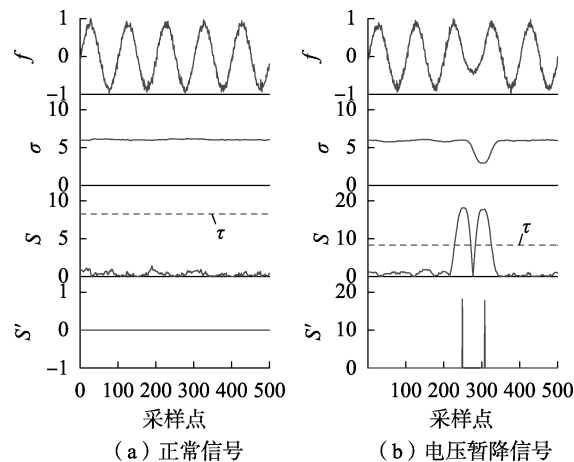


图 3 本文所提算法的检测结果(SNR 为 20 dB)

Fig.3 Detection results of proposed algorithm(SNR is 20 dB)

图 3(a)、(b) 中的被测信号 f 均加入了 SNR 为 20 dB 的高斯白噪声,图 3(b) 中的被测信号 f 为发生在过零点处的幅值为 0.5 p.u. 的半周期电压暂降信号。图 3 充分说明了本文所提算法的可行性。

3 实验分析

为了检验本文所提算法的暂态扰动检测性能,对参数和阈值的合理性进行分析,并将本文所提算法与文献[8]的差分方法和文献[9]的 SVD 检测方法进行对比分析,从检测效果、抗噪性及算法运算量 3 个方面验证算法的性能。仿真信号为利用 MATLAB 产生的 5 种单一暂态扰动信号(电压暂降、电压暂升、电压中断、脉冲暂态、振荡暂态)及 2 种复合扰动信号(谐波+电压暂降、谐波+电压暂升),信号采样频率 $f_s = 5$ kHz,即 1 个周期的采样点数 $T = 100$,采样间隔 $\Delta t = 1/f_s$ 。

3.1 窗宽参数 w 的合理性分析

首先给出奇异值的定义如下^[18]。

定义 1 设矩阵 $A \in \mathbb{C}^{m \times n}$, AA^T (A^T 为 A 的转置)的正特征值为 μ_d ,则称 $\alpha_d = \sqrt{\mu_d}$ ($d=1,2,\dots,r$) 为 A 的正奇异值,简称奇异值。

依据正弦信号的特性,对于理想信号而言,当窗宽 w 为 $T/2$ 的整数倍时,由滑动窗截取信号构成的矩阵 H_i 具有如下性质:

$$H_1 H_1^T = H_2 H_2^T = \dots = H_i H_i^T \quad (11)$$

设 μ_{ir} ($r=1,2$) 为 $H_i H_i^T$ 的特征值,则有:

$$\begin{cases} \mu_{11} = \mu_{21} = \dots = \mu_{i1} \\ \mu_{12} = \mu_{22} = \dots = \mu_{i2} \end{cases} \quad (12)$$

则由定义1可得:

$$\begin{cases} \sigma_{11} = \sigma_{21} = \dots = \sigma_{i1} = \sqrt{\mu_{i1}} \\ \sigma_{12} = \sigma_{22} = \dots = \sigma_{i2} = \sqrt{\mu_{i2}} \end{cases} \quad (13)$$

图4为当 w 为 $T/4$ 、 T 时正常信号及暂降信号经滑动窗SVD的输出信号 σ 。由以上分析及图4可知,对于正常信号而言,当窗宽 w 取为 $T/2$ 的整数倍时,输出的滑动奇异窗信号 σ 为直线或近似直线(含噪声);而当 w 为 $T/2$ 的非整数倍时, σ 不具有上述特性,表现为周期性信号,当发生暂态扰动时, σ 无法提取扰动特征。

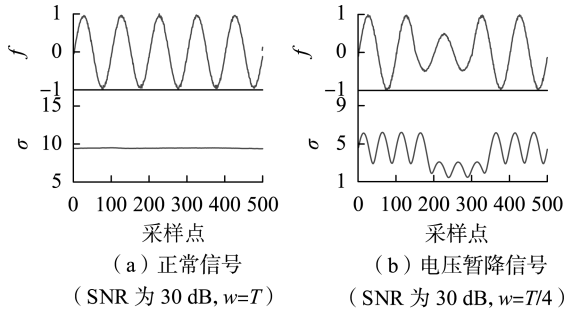


图4 窗宽参数 w 的影响

Fig.4 Influence of window width parameter w

本文采用滑动窗的方法构造矩阵,由式(2)可知, w 决定了矩阵的大小,而矩阵越小,则SVD的速度越快,运算量也越小。综上,考虑算法的检测效果及运算量,本文中滑动窗宽 w 取为 $T/2$ 。

3.2 自适应阈值 τ 的合理性分析

为了检验本文所提阈值算子的自适应能力及检测准确度,对被检测信号添加不同SNR值的高斯白噪声进行检测,结果如图5所示。由图5可知,自适应阈值在不同噪声强度下均能检测出扰动信号,且可依据阈值检测结果进行扰动定位。

为了进一步验证本文所提自适应阈值的抗噪性,在多个噪声强度下对电压中断信号进行检测(SNR最低设为10 dB,若SNR低于10 dB,则本文所提算法对中断扰动信号的检测失效),自适应阈值随SNR变化的结果如图6所示,其中阈值 τ 为对应SNR值下10次测试结果的平均值。

由图6可知,阈值 τ 随着SNR的增大而减小,且逐渐趋于稳定,而当SNR较小时,阈值 τ 会出现较大幅度的增大。表明式(5)所示阈值估算方法能依据被测信号受噪声污染程度的不同自适应地估算合理的阈值。

3.3 仿真试验及检测效果对比分析

依据文献[19]中给出的基本扰动表达式,对其添加SNR为30 dB的高斯白噪声,利用本文所提扰动检测算法进行分析,检测结果如图7、图8所示。

图7为4种单一扰动(电压暂升、电压中断、脉冲暂态、振荡暂态)下本文所提算法的检测结果,其

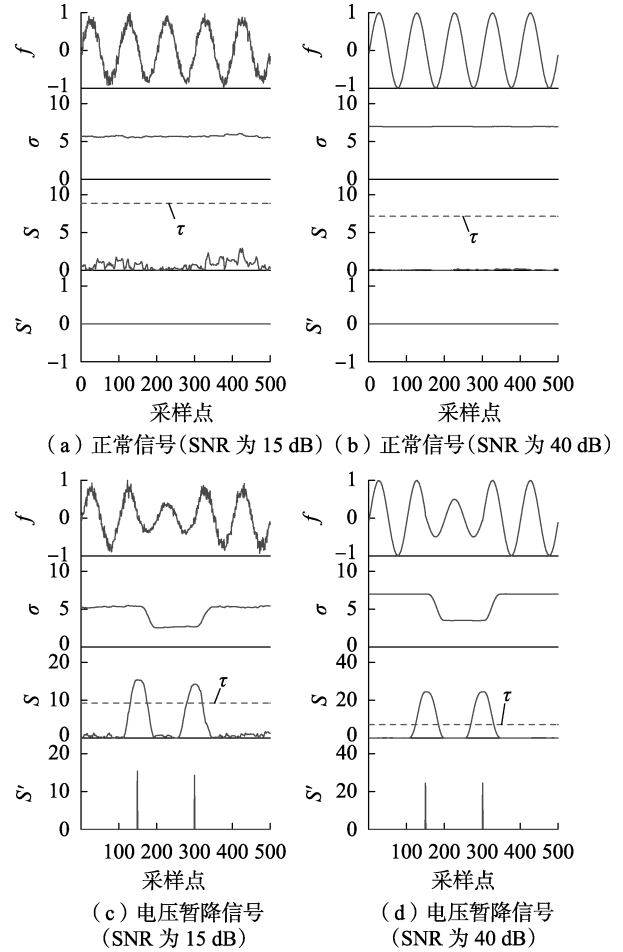


图5 不同SNR下的检测结果

Fig.5 Detection results under different values of SNR

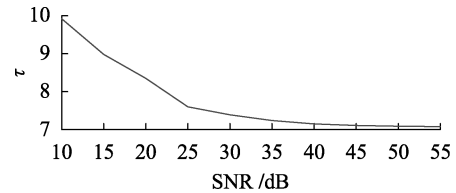


图6 自适应阈值与噪声强度的关系

Fig.6 Relationship between adaptive threshold and noise intensity

中图7(a)为发生在过零点处的半周期暂升扰动,图7(b)中的电压中断持续时间为 $1.5T$,图7(c)中的脉冲暂态宽度为1个采样点,脉冲幅值为1.9 p.u.,图7(d)的中振荡暂态幅值为0.5 p.u.,衰减因子 $\varepsilon=50$,主频率 $\omega_n=14\omega_0$, ω_0 为信号的额定角频率。

图7中需要说明的是,对于脉冲暂态(≤ 1 ms),由于本文的扰动指示信号是由半周期点间差分求得,当扰动的持续时间小于半周期时,其扰动指示信号 S 两脉冲间的间隔刚好为半周期,为了避免重复检测并获得更精确的定位结果,当阈值检测到的扰动相差 $(T/2)\Delta t$ 时,只显示第1个突变点。

图8为2种复合扰动(谐波+电压暂降、谐波+电压暂升)下本文所提算法的检测结果,图8(a)、图

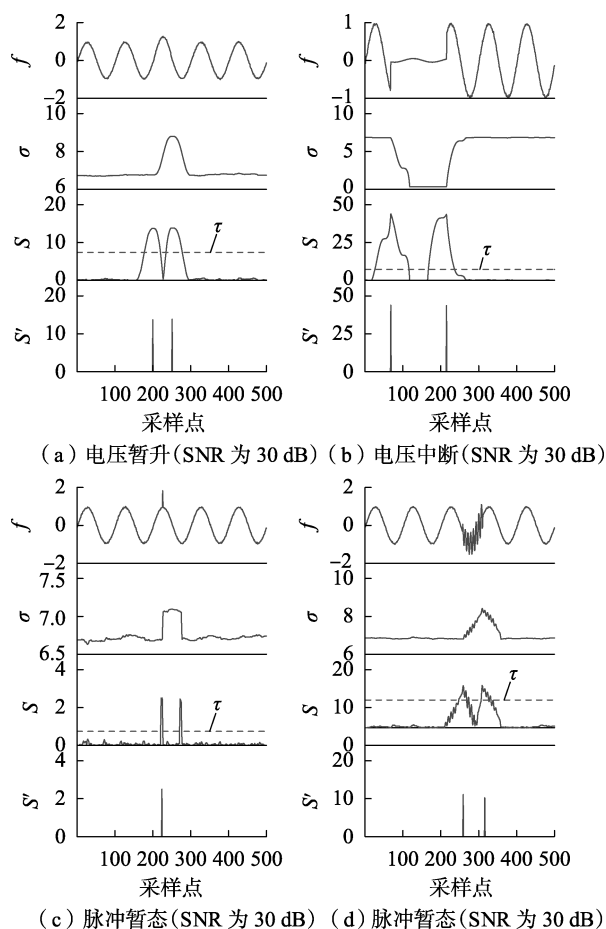


图 7 单一扰动检测结果

Fig.7 Detection results of single disturbance

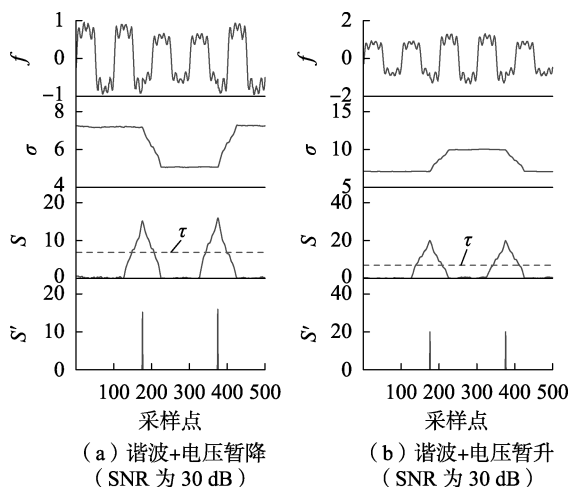


图 8 复合扰动检测结果

Fig.8 Detection results of complex disturbance

8(b)中均添加了幅值为 0.2 p.u. 的 3、5、7 次谐波。由图 7、8 可知,本文所提奇异值梯度算法可有效检测多种情况下的暂态扰动,同时可有效检测过零点扰动。

为了验证扰动发生时刻、扰动幅度、持续时间等对本文所提算法检测效果的影响,对不同情况下的电压暂降及振荡暂态信号进行检测,检测结果分别

如表 2、表 3 所示(表中扰动幅值为标么值)。

表 2 不同情况下电压暂降的检测结果

Table 2 Detection results of voltage sag under different situations

扰动幅值	实际起止时刻	持续时间	检测结果	误差
0.1	110 Δt , 160 Δt	0.5T	110 Δt , 161 Δt	0, Δt
	50 Δt , 3 050 Δt	30T	50 Δt , 3 050 Δt	0, 0
0.5	170 Δt , 220 Δt	0.5T	170 Δt , 221 Δt	0, Δt
	157 Δt , 3 157 Δt	30T	158 Δt , 3 157 Δt	Δt , 0
0.9	324 Δt , 374 Δt	0.5T	324 Δt , 375 Δt	0, Δt
	277 Δt , 3 277 Δt	30T	277 Δt , 3 276 Δt	0, $-\Delta t$

表 3 不同情况下振荡暂态的检测结果

Table 3 Detection results of oscillatory transient under different situations

实际起止时刻	幅值	ε	ω_n	检测结果	误差
257 Δt , 310 Δt	0.8	15	14 ω_0	258 Δt , 310 Δt	Δt , 0
		130	30 ω_0	257 Δt , 312 Δt	0, 2 Δt
	0.5	130	14 ω_0	259 Δt , 311 Δt	2 Δt , Δt
		130	30 ω_0	259 Δt , 310 Δt	2 Δt , 0
		15	14 ω_0	259 Δt , 311 Δt	2 Δt , Δt
		15	30 ω_0	257 Δt , 311 Δt	0, Δt
	0.1	130	14 ω_0	—	—
		15	30 ω_0	—	—

表 2 为不同扰动幅值以及不同扰动时刻下电压暂降的检测结果(SNR 为 30 dB),依据 IEEE Std. 1159—1995 中对暂态扰动的定义:电压暂降幅值为 0.1~0.9 p.u.,持续时间为 0.5T~30T。由表 2 可知,在暂降扰动幅值及持续时间的规定范围内,本文所提算法均可有效地检测发生在不同时刻的电压暂降信号并定位扰动。

表 3 为发生在同一位置的振荡暂态在不同振荡幅度、衰减因子及振荡频率下的检测结果(SNR 为 30 dB),依据文献[19]中基本扰动的设定,振荡暂态的最大幅值为 0.1~0.8 p.u.,衰减因子 ε 为 15~130,角频率 ω_n 为 14 ω_0 ~30 ω_0 。由表 3 可知,当振荡幅值不变时,衰减因子 ε 及振荡频率 ω_n 变化对扰动检测结果的影响不大;对暂态振荡影响较大的是振荡幅值,当振荡幅度较低时,滑动奇异信号无法凸显扰动特征,本文所提算法失效。

为了比较本文所提算法与差分和方法对不同扰动的检测效果,将差分和方法应用于 4 种单一扰动及 2 种复合扰动,扰动信号中均加入 SNR 为 30 dB 的高斯白噪声,差分和方法的检测结果如图 9 和图 10 所示。图中, P 为差分和方法的检测结果, λ 为设定的阈值, w 为局部分析窗半径, u 为可调阈值参数。

由图 9、10 可知,差分和方法能有效检测多种扰动信号。但对于复合扰动,需通过试验,手动调节参数 w 及 u 使得检测结果最优,同时文献[8]指出,在不同噪声环境下, w 须做适当调整,当 SNR 减小时,需适当地增大 w 。

在不同噪声强度下(SNR 为 40 dB、30 dB、20 dB),

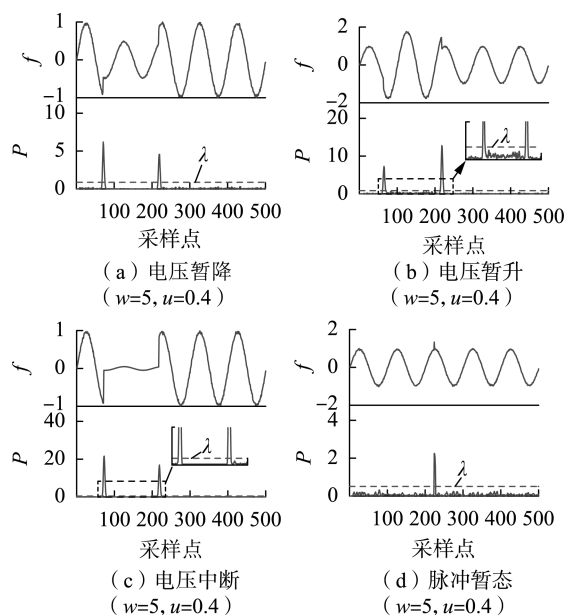


图9 基于差分和方法的单一扰动检测结果

Fig.9 Detection results of single disturbance based on difference sum method

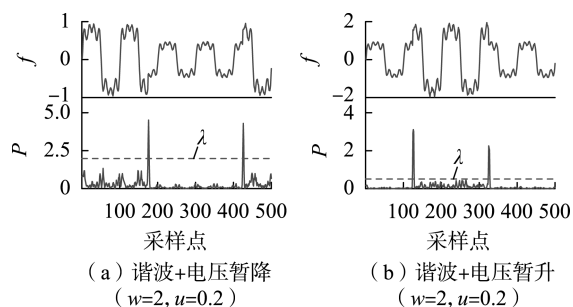


图10 基于差分和方法的复合扰动检测结果

Fig.10 Detection results of complex disturbance based on difference sum method

对图5中的电压暂降信号及图7中4种扰动信号进行检测,并将本文所提算法与文献[8]的差分和方法及文献[9]SVD方法进行分析比较,检测结果如

表4 不同噪声强度下3种算法的检测结果对比

Table 4 Comparison of detection results among three algorithms under different noise intensities

扰动类型	实际起止时刻	SNR/dB	检测结果			误差		
			本文所提算法	文献[8]方法	文献[9]方法	本文所提算法	文献[8]方法	文献[9]方法
电压暂降	150 Δt , 300 Δt	40	150 Δt , 300 Δt	150 Δt , 300 Δt	—	0, 0	0, 0	—
		30	150 Δt , 301 Δt	150 Δt , 301 Δt	—	0, Δt	0, Δt	—
		20	149 Δt , 301 Δt	153 Δt , 299 Δt	—	$-\Delta t$, Δt	3 Δt , $-\Delta t$	—
电压暂升	200 Δt , 250 Δt	40	200 Δt , 250 Δt	200 Δt , 250 Δt	—	0, 0	0, 0	—
		30	200 Δt , 250 Δt	200 Δt , 250 Δt	—	0, 0	0, 0	—
		20	198 Δt , 249 Δt	198 Δt , 250 Δt	—	$-2\Delta t$, $-\Delta t$	2 Δt , 0	—
电压中断	67 Δt , 215 Δt	40	67 Δt , 215 Δt	67 Δt , 215 Δt	65 Δt , 213 Δt	0, 0	0, 0	$-2\Delta t$, $-2\Delta t$
		30	67 Δt , 215 Δt	67 Δt , 215 Δt	65 Δt , 213 Δt	0, 0	0, 0	$-2\Delta t$, $-2\Delta t$
		20	67 Δt , 215 Δt	66 Δt , 215 Δt	—	0, 0	$-\Delta t$, 0	—
脉冲暂态	225 Δt , 226 Δt	40	225 Δt , 226 Δt	225 Δt , 226 Δt	224 Δt , 225 Δt	0, 0	0, 0	$-\Delta t$, $-\Delta t$
		30	225 Δt , 226 Δt	225 Δt , 226 Δt	224 Δt , 225 Δt	0, 0	0, 0	$-\Delta t$, $-\Delta t$
		20	225 Δt , 226 Δt	225 Δt , 226 Δt	—	0, 0	0, 0	—
振荡暂态	257 Δt , 310 Δt	40	259 Δt , 311 Δt	257 Δt , 310 Δt	255 Δt , 310 Δt	2 Δt , Δt	0, 0	$-2\Delta t$, 0
		30	259 Δt , 311 Δt	257 Δt , 310 Δt	255 Δt , 311 Δt	2 Δt , Δt	0, 0	$-2\Delta t$, Δt
		20	259 Δt , 311 Δt	258 Δt , 311 Δt	—	2 Δt , Δt	Δt , Δt	—

表4所示。

由表4可知,SVD方法在含低SNR噪声和过零点扰动检测时的效果明显较差;本文所提算法对于暂态振荡的定位,由于滑动奇异信号存在锯齿形抖动使得在高SNR环境下也存在些许误差,但定位误差很小,在低SNR环境下的检测结果也较精确,对上述扰动的定位误差可控制在 $2\Delta t$,即0.4 ms内。

为验证3种算法的实时性,对4种单一暂态扰动(0.1 p.u. 电压暂降、1.8 p.u. 电压暂升、0.01 p.u. 电压中断、2 p.u. 脉冲暂态)进行扰动检测,所检测信号的长度均为 $10T$,信号的SNR设为40 dB,基波幅值为1 p.u.。实验所用的计算机配置为: Intel(R) Core(TM) i3-3220 CPU 3.3 GHz 及4.0 GByte RAM。3种算法的运算耗时如表5所示。

由表5可知,3种算法的运算速度都很快,其中SVD方法的运算简单,运算速度最快,本文所提算法次之,差分和方法的运算量相对较大,速度相对较慢。结合表4、5可知,本文所提算法的检测效果比SVD方法更好,算法的计算量比差分和方法更小,算法的综合性能要优于SVD方法及差分和方法。

3.4 实测信号分析

为了验证本文所提算法的实用性,本节对变电站电能质量监测仪检测到的实际扰动信号进行检测,结果如图11所示。实测信号的采样频率为 $f_s = 25\ 600$ Hz,1个周期的采样点数 $T = 512$,信号长度为 $7\ 000\Delta t$ 。

图11中的滑动奇异信号 σ 反映了各被测信号 f 的波形变化特征,而由奇异值梯度变换得到的扰动指示信号 S 可指示波形变化的起止时刻,结合无参阈值 τ 在扰动起止点形成定位脉冲信号 S' ,完成扰动检测定位,证明了本文所提算法的有效性。

对比仿真信号及实测信号的检测结果可知,对

表 5 3 种算法的运算耗时对比

Table 5 Comparison of computational time among three algorithms

扰动类型	运算耗时/s		
	SVD 方法	本文所提算法	差分和方法
电压暂降	0.002 237	0.017 936	0.027 575
电压暂升	0.002 217	0.017 612	0.028 042
电压中断	0.002 228	0.017 921	0.028 313
脉冲暂态	0.002 208	0.017 652	0.028 056

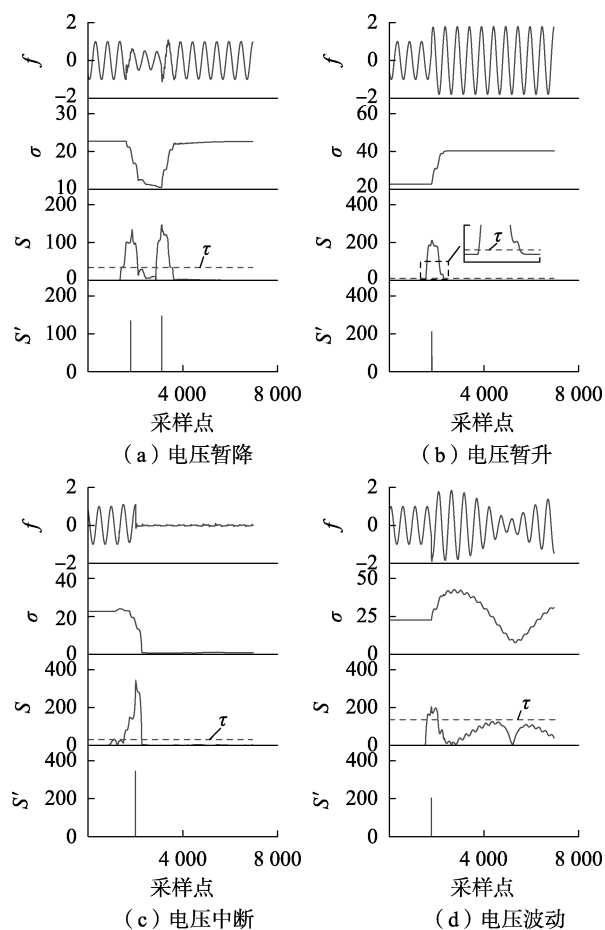


图 11 实测扰动信号的检测结果

Fig.11 Detection results of measured disturbance signals

于不同采样频率的信号,本文所提算法均能有效地检测并定位暂态扰动;扰动指示信号及自适应阈值均能依据采样频率而变化,采样频率越高(即 T 越大),则扰动指示信号及自适应阈值亦会随之增大,从而保证在不同采样频率的情况下均能准确检测扰动。

4 结论

为了减小噪声对扰动信号检测的影响并实现对电网中各种非平稳信号的快速检测,结合滑动窗 SVD 提出了一种采用奇异值梯度信息的暂态扰动检测自适应方法,通过信号仿真实测分析及算法对比分析得出结论如下:

a. 滑动窗 SVD 与奇异值梯度的结合是对传统

SVD 方法的一种改进,滑动奇异信号减小了噪声的干扰,本文提出利用奇异值梯度方法提取扰动特征,改善了传统 SVD 方法抗噪性及过零点检测能力较弱的问题;

b. 提出无参自适应阈值,降低了调节参数对算法的影响,无参阈值可依据不同的噪声强度及采样频率自适应地变化,进一步提升了算法的抗噪性及适用性;

c. 本文所提算法的运算量低,可实现对扰动的实时定位,且抗噪性较强,在 15 dB 噪声的情况下仍然可实现扰动检测,在对比分析的 3 种方法中本文所提算法的综合性能较好。

笔者下一步的研究工作为:针对当振荡幅值过小时,振荡暂态检测失效的问题及暂态振荡检测结果存在微小偏差的问题,拟对滑动奇异信号进行改进,以提高检测精度及算法普适性。

参考文献:

- [1] 马思·博伦. 理解电能质量问题:电压暂降与短时中断[M]. 肖先勇,译. 北京:中国电力出版社,2016:2-3.
- [2] 张斌,刘晓川,许之晗. 基于变换的电能质量分析方法[J]. 电网技术,2001,25(1):26-29.
ZHANG Bin, LIU Xiaochuan, XU Zhihan. Transformation-based analysis method of power quality[J]. Power System Technology, 2001, 25(1):26-29.
- [3] LIU Z G, HU Q L, CUI Y, et al. A new detection approach of transient disturbances combining wavelet packet and Tsallis entropy[J]. Neurocomputing, 2014, 142:393-407.
- [4] 黄南天,张卫辉,蔡国伟,等. 采用改进多分辨率快速 S 变换的电能质量扰动识别[J]. 电网技术,2015,39(5):1412-1418.
HUANG Nantian, ZHANG Weihui, CAI Guowei, et al. Power quality disturbances classification with improved multiresolution fast S-transform[J]. Power System Technology, 2015, 39(5):1412-1418.
- [5] 张杨,刘志刚. EEMD 在电能质量扰动检测中的应用[J]. 电力自动化设备,2011,31(12):86-91.
ZHANG Yang, LIU Zhigang. Application of EEMD in power quality disturbance detection[J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(12):86-91.
- [6] 黄传金,周铜. 基于变分模态分解的电能质量扰动检测新方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(3):116-123.
HUANG Chuanjin, ZHOU Tong. A new detection method of power quality disturbance based on VMD[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(3):116-123.
- [7] 李天云,郭跃霞,王静,等. 基于数学形态学和短窗功率算法的电能质量扰动检测方法[J]. 电力自动化设备,2008,28(7):37-40.
LI Tianyun, GUO Yuexia, WANG Jing, et al. Power quality disturbance detection based on mathematical morphology and power algorithm of short data window[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(7):37-40.
- [8] 王燕,李群湛,周福林. 一种暂态电能质量扰动检测的新方法[J]. 中国电机工程学报,2017,37(24):7121-7132.
WANG Yan, LI Qunzhan, ZHOU Fulin. A novel algorithm for transient power quality disturbances detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(24):7121-7132.
- [9] 徐永海,赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采

- 用奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术, 2011, 35(8): 174-180.
- XU Yonghai, ZHAO Yan. Identification of power quality disturbance based on short-term fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition [J]. Power System Technology, 2011, 35(8): 174-180.
- [10] 孙立, 庄圣贤, 杨贵营. 结合滑动窗奇异值分解的EEMD暂态电能质量扰动检测法[J]. 南方电网技术, 2014, 8(6): 83-87.
- SUN Li, ZHUANG Shengxian, YANG Guiying. Ensemble empirical mode decomposition method based on singular value decomposition for transient power quality disturbance features extraction [J]. Southern Power System Technology, 2014, 8(6): 83-87.
- [11] AKRITAS A G, MALASCHONOK G I. Applications of Singular-Value Decomposition(SVD) [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2004, 67(1/2): 15-31.
- [12] 赵学智, 叶邦彦. SVD和小波变换的信号处理效果相似性及其机理分析[J]. 电子学报, 2008, 36(8): 1582-1589.
- ZHAO Xuezh, YE Bangyan. The similarity of signal processing effect between SVD and wavelet transform and its mechanism analysis[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(8): 1582-1589.
- [13] YANG X M, LUO Y W, CHEN S J, et al. Dynamic MRI reconstruction from highly undersampled (k, t) -space data using weighted Schatten p-norm regularizer of tensor[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2017, 37: 260-272.
- [14] 程志友, 梁栋, 王年, 等. 一种快速暂态电能质量扰动定位方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(12): 73-76.
- CHENG Zhiyou, LIANG Dong, WANG Nian, et al. A fast detection method of transient power quality disturbances[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(12): 73-76.
- [15] 卓金宝, 施伟锋, 兰莹, 等. 基于改进形态滤波器和弧长差分序列的微电网电能质量扰动定位与识别[J]. 电工技术学报, 2017, 32(17): 21-34.
- ZHUO Jinbao, SHI Weifeng, LAN Ying, et al. Location and identification of micro-grid power quality disturbances based on modified morphological filter and arc length differential sequence[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(17): 21-34.
- [16] CHANG S G, YU B, VETTERLI M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [17] DONG W S, SHI G M, LI X. Nonlocal image restoration with bilateral variance estimation: a low-rank approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 700-711.
- [18] HORN R A, JOHNSON C R. Matrix analysis[M]. 2nd Ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2013: 190-192.
- [19] 黄建明, 瞿合祚, 李晓明. 基于短时傅里叶变换及其谱峭度的电能质量混合扰动分类[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3184-3191.
- HUANG Jianming, QU Hezuo, LI Xiaoming. Classification for hybrid power quality disturbance based on STFT and its spectral kurtosis[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3184-3191.

作者简介:



杨晓梅

杨晓梅(1973—),女,四川成都人,副教授,博士,主要研究方向为电能质量监测、早期故障诊断技术以及图像处理技术等(E-mail: yangxiaomei@scu.edu.cn);

郭朝云(1993—),女,贵州都匀人,硕士研究生,主要研究方向为电能质量检测、图像处理等(E-mail: 648683213@qq.com);

樊博(1989—),男,宁夏银川人,工程师,硕士,主要研究方向为电能计量装置检验检测技术(E-mail: 309007069@qq.com);

罗月婉(1994—),女,四川绵阳人,硕士研究生,主要研究方向为电能质量数据分析以及图像重建等(E-mail: 250682629@qq.com);

肖先勇(1968—),男,四川成都人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为电能质量与优质供电、超导电力及其应用、智能电网等(E-mail: xiaoxianyong@163.com)。

Adaptive detection method of transient power quality disturbance based on singular value gradient information

YANG Xiaomei¹, GUO Chaoyun¹, FAN Bo², LUO Yuewan¹, XIAO Xianyong¹

(1. College of Electrical Engineering and Information Technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Electric Power Research Institute of State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China)

Abstract: In order to satisfy the requirement of fast and accurate analysis of non-stationary disturbance signals in power grid, a novel detection method of transient power quality disturbance based on singular value gradient information is proposed. The sliding window SVD (Singular Value Decomposition) method is used to extract the change characteristics of signals and reduce the noise interference. Then the disturbance indication signal is obtained by using the singular value gradient information, and the initial location result is obtained. A parameter-free adaptive threshold is proposed to further suppress the noise interference and detect and locate the transient disturbance signals. The proposed algorithm is simple in principle and does not require pre-filtering and parameter adjustment. The analysis and comparison results of a series of simulation tests show that the proposed algorithm has the advantages of accurate location, strong anti-interference ability and good detection effect on zero-crossing disturbance. The validity of the proposed algorithm is further verified through the detection analysis of the actual transient disturbance data of substation.

Key words: transient power quality; disturbance detection; singular value decomposition; singular value gradient; adaptive threshold; anti-noise