

doi: 10.7690/bgzdh.2019.05.006

结合形态滤波与多分辨率 SVD 包的电能质量扰动检测

李胜辉¹, 白雪¹, 董鹤楠¹, 郭朝云², 杨晓梅²

(1. 国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院, 沈阳 110006; 2. 四川大学电气信息学院, 成都 610065)

摘要: 针对电能质量的扰动检测问题, 以电流信号为研究对象, 提出结合形态滤波与多分辨率奇异值分解(singular value decomposition, SVD)包的电能质量扰动检测算法。根据形态学滤波器计算特点, 采用余弦结构元素, 对滤除噪声后的信号构造矩阵进行多分辨率 SVD 包分解, 通过分解后的高频分量特征检测扰动, 结合自适应阈值判断是否发生扰动, 利用仿真对其进行验证。仿真实验结果表明: 该算法相较于普通形态学与 SVD 方法有更好的抗噪能力, 且可实现对扰动信号的快速、准确定位。

关键词: 电能质量; 扰动检测; 形态学滤波; 多分辨 SVD 包; 自适应阈值

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

A Power Quality Disturbance Detection Combined with Morphological Filtering and Multi-resolution SVD Packets

Li Shenghui¹, Bai Xue¹, Dong He'nan¹, Guo Chaoyun², Yang Xiaomei²

(1. Electric Power Research Institute of Liaoning Power Supply Co., Ltd., Shenyang 110006, China;

2. College of Electrical Engineering & Information Technology, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In view of the power quality disturbance detection problem, a power quality disturbance detection algorithm combining morphological filtering and multi-resolution singular value decomposition packet is proposed with current signal as the research object. According to the calculation characteristics of morphological filter, cosine structural elements are adopted. After filtering noise, the multi-resolution SVD packets decomposition is used on the filtered signal. The disturbance can be detected according to the characteristics of the decomposed high frequency components, and combine with the adaptive threshold value to determine whether disturbance occurs. The algorithm is verified by simulation, and the simulation results show that this algorithm has better anti-noise capability compared with common morphological and SVD methods, and can realize fast and accurate positioning of disturbance signals.

Keywords: power quality; disturbance detection; morphological filtering; multi-resolution SVD packets; adaptive threshold

0 引言

现代电力电子设备在不断向智能化发展。这些电子设备不仅对扰动敏感, 自身也会产生扰动, 影响其他用户^[1]。目前主要的电能质量扰动分析方法包括短时傅里叶变换(short-time fourier transform, STFT)、小波变换(wavelet transform, WT)、S 变换、希尔伯特·黄(Hilbert-Huang transform, HHT)变换等。文献[2]成功地将 STFT 方法用于检测电压暂降。STFT 变换一定程度上克服了傅里叶变换缺乏局部分析能力的缺点, 但受限于固定的窗宽, 该方法不适用于检测如闪变、电压波动等非平稳暂态扰动; WT^[3]作为 STFT 的改进, 具有更好的时变性, 对非平稳信号的检测要优于 STFT, 但小波基函数的选择直接影响到小波分析的效果, 且分解尺度的选择也会影响算法的准确度以及计算复杂度。S 变换是

WT 变换和 STFT 变换的组合扩展, 窗函数宽度随频率变化, 具有更好的时-频分析能力。文献[4]对比了 3 种方法检测电能质量混合扰动的准确度, 验证了 S 变换的优越性, 但 S 变换也存在局限性, 即随着其窗宽因子确定, S 变换在特定频率上的分辨率也随之确定^[5]。HHT^[6]作为分析非平稳信号的一种新方法, 具有多分辨率的优势, 同时克服了小波变换中需要选择小波基的困难, 但对于 EMD(empirical mode decomposition)造成的模态混叠现象, 目前尚无很好的解决办法, 且 HHT 方法计算量过大, 缺乏实用性。为实现电能质量扰动的快速、准确检测, 还有学者提出将数学形态学及奇异值分解(singular value decomposition, SVD)等方法运用于扰动检测。文献[7]运用广义形态滤波器对电力系统采样信号进行消噪, 在保留突变点信息的

收稿日期: 2018-12-14; 修回日期: 2019-01-20

作者简介: 李胜辉(1982—), 男, 辽宁人, 硕士, 高级工程师, 从事新能源并网技术与检测、电能质量技术、微电网控制与运行、主动配电网等相关领域研究。

同时提高了信噪比，并且计算简单、执行高效。文献[8]提出一种形态边缘检测方法，结合形态梯度变换及软阈值方法实现对暂态扰动的定位。文献[9]利用 SVD 提取了信号中的微弱特征信息。文献[10]利用 SVD 对信号消噪，验证了 SVD 去噪相较于小波去噪具有零相移和运算简单快速等优点。

基于形态学与 SVD 的算法均能实现对暂态扰动信号的检测、定位，但以上电能质量扰动问题均基于电压信号进行研究，而电压幅值的变化主要是由电流幅值变化引起的，电流幅值变化在配电系统中扮演了重要角色。配电网的设计必须满足最大电流的需要，且电网的收益主要取决于平均电流，电流越恒定，则系统单位能量传输的成本就越低^[1]。

因此，笔者以电流信号为研究对象，结合形态学去噪及 SVD 特征提取优势，提出一种电能质量暂态扰动快速检测的算法，弥补了传统 SVD 只能进行一次分解，信号分辨率不足的缺点。

1 形态滤波与多分辨率 SVD 包检测原理

多分辨 SVD 包分解将 1 维电流信号构造成矩阵的形式，通过 SVD 包分解能将原信号分解为多个分量信号。这些分量信号分别包含了原始信号的低频及高频信息，并且在高频信息中信号的畸变特征更为突出，通过对高频分量信号进行检测则可准确判断和定位电能质量扰动。此外，在对信号进行多分辨 SVD 包分解前，通过形态学滤波对噪声信号进行处理，有效减少在后续算法流程中噪声带来的干扰。

1.1 余弦结构形态滤波器

笔者通过形态学前置滤波以降低噪声干扰。形态学滤波器具有运算简单快速的特点，适当选择结构元素可避免滤波时突变点处特征信息被平滑的问题。至今，已发展出多种基于数学形态学的去噪算法。这些算法一般只包含布尔运算、加减法运算而不需要做乘法，易于硬件实现^[11]。

设 $f(n)$ 是采样得到的 1 维离散电流信号，定义域为 $D[f]=\{0,1,2,\dots,N\}$ ； $g(x)$ 为结构元素，定义域为 $D[g]=\{0,1,2,\dots,M\}$ ； N 与 M 均为整数，基本算子膨胀和腐蚀的定义如下：

$$(f \oplus g)(n) = \min\{f(n-x) + g(x) : x \in D[g]\}; \quad (1)$$

$$(f \ominus g)(n) = \max\{f(n+x) - g(x) : x \in D[g]\}. \quad (2)$$

式中： $n=1,2,\dots,N$ ； \oplus 为膨胀运算； \ominus 为腐蚀运算。

由膨胀和腐蚀运算引出的开(空心圆)、闭(实心

圆)运算及开闭(OC)、闭开(CO)运算定义如下：

$$(f \circ g)(n) = (f \ominus g \oplus g)(n); \quad (3)$$

$$(f \bullet g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n); \quad (4)$$

$$[(f)oc(g)](n) = (f \circ g \bullet g)(n); \quad (5)$$

$$[(f)co(g)](n) = (f \bullet g \circ g)(n). \quad (6)$$

由 OC、CO 运算的级联组合得到交替混合滤波器：

$$[(f)ah(g)](n) = [(f)oc(g) + (f)co(g)](n) / 2. \quad (7)$$

式中 ‘ah’ 为交替混合滤波运算。

这种结合形态开、闭运算的滤波器可同时去除信号中正、负 2 种噪声并且不会造成输出信号的偏移。在形态滤波算法的应用中，除滤波器算法外，结构元素的选取也会影响滤波效果。对于高频干扰，余弦结构元素的滤波效果最好，半圆结构元素的效果与其相近，但余弦结构元素可以较小的宽度达到与半圆结构元素相同的滤波效果，且运算速度更快^[12]；因此，笔者采用余弦结构元素，运用交替混合滤波算法进行去噪。

图 1 为余弦结构元素极其形态学滤波效果。图 1(a)中的 L 和 A 分别为结构元素的长度和幅值， L 和 A 均为正整数。原始信号中包含了暂态脉冲及短时中断 2 种类型的扰动，且添加了信噪比(signal noise ratio, SNR)为 20 dB 的高斯白噪声。由图 1(b)可见：采用余弦结构的形态滤波器，在滤除噪声的同时，也较大程度地保留了原始信号的特征。

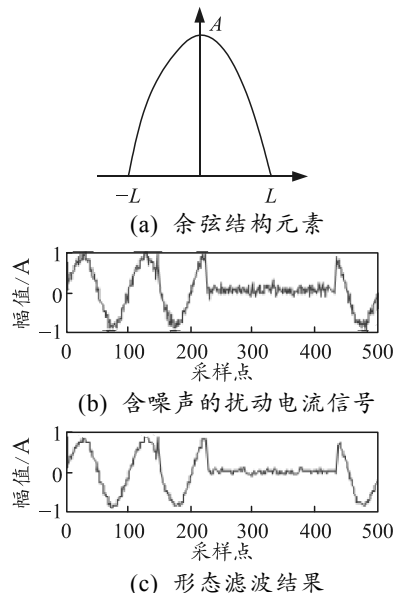


图 1 余弦结构元素及其滤波效果

1.2 多分辨 SVD 包分解算法

利用 1 维信号可以构造出多种矩阵，如 Toeplitz

矩阵、Cycle 矩阵、Hankel 矩阵等，矩阵构造方式不同，信号通过 SVD 分解后的效果就不一样^[13]。而文献[14]中已证明，当采用 Hankel 矩阵时，SVD 分解与小波分解有极其相似的信号处理结果，同时 SVD 分解不存在幅值与相位失真的问题。依据本文算法，每层分解都需要构造矩阵，但 Hankel 矩阵的 SVD 分解存在计算量过大的问题。

为解决这一问题，笔者构造的矩阵如下

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} f(1) & f(2) & \cdots & f(N-1) \\ f(2) & f(3) & \cdots & f(N) \end{bmatrix}. \quad (8)$$

该矩阵具有 Hankel 矩阵的性质，并且大大降低了计算量。

对任一矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 进行 SVD 分解，有

$$\text{SVD}(\mathbf{A}) = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T. \quad (9)$$

其中： $\mathbf{U}=(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_m) \in \mathbf{R}^{m \times m}$ ， $\mathbf{V}=(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ ，分别为 2 个正交酉矩阵； $\mathbf{S}=(\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_q), \mathbf{O}) \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ， \mathbf{O} 表示零矩阵， $q=\min(m, n)$ ，且 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_q > 0$ ， $\sigma_i (i=1, \dots, q)$ 为矩阵 \mathbf{A} 的奇异值。

记 f_0^0 为滤波后信号，则由式(8)可构造矩阵 \mathbf{H}_0^0 ，经过第 1 层 SVD 包分解，则有

$$\mathbf{H}_0^0 = \mathbf{U}_0^0 \mathbf{S}_0^0 (\mathbf{V}_0^0)^T = \sigma_{01}^0 \mathbf{u}_{01}^0 (\mathbf{v}_{01}^0)^T + \sigma_{02}^0 \mathbf{u}_{02}^0 (\mathbf{v}_{02}^0)^T. \quad (10)$$

令 $\mathbf{H}_{01}^0 = \sigma_{01}^0 \mathbf{u}_{01}^0 (\mathbf{v}_{01}^0)^T$ ， $\mathbf{H}_{02}^0 = \sigma_{02}^0 \mathbf{u}_{02}^0 (\mathbf{v}_{02}^0)^T$ ，则第 2 层的 2 个分量信号 f_1^1 、 f_2^1 可通过这 2 个分量矩阵获得。

下面介绍多分辨 SVD 包分解信号及构造分量信号的原理。

设已进行了 $j-1$ 层分解，在第 $j-1$ 层获得 2^{j-1} 个分量信号，记为 $f_i^{j-1} = (x_{i,1}^{j-1}, x_{i,2}^{j-1}, \dots, x_{i,N}^{j-1})$ ，其中： $i=1, \dots, 2^{j-1}$ 为分量信号的序号， N 为信号长度。由分量信号可构造出第 j 层待分解矩阵：

$$\mathbf{H}_i^j = \begin{bmatrix} x_{i,1}^{j-1} & x_{i,2}^{j-1} & \cdots & x_{i,N-1}^{j-1} \\ x_{i,2}^{j-1} & x_{i,3}^{j-1} & \cdots & x_{i,N}^{j-1} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

对其进行 SVD 分解，有：

$$\mathbf{H}_i^j = \mathbf{U}_i^j \mathbf{S}_i^j (\mathbf{V}_i^j)^T = \sigma_{i1}^j \mathbf{u}_{i1}^j (\mathbf{v}_{i1}^j)^T + \sigma_{i2}^j \mathbf{u}_{i2}^j (\mathbf{v}_{i2}^j)^T; \quad (12)$$

$$\mathbf{H}_{i1}^j = \sigma_{i1}^j \mathbf{u}_{i1}^j (\mathbf{v}_{i1}^j)^T = \begin{bmatrix} x_{i,1,1}^{j-1} & x_{i,1,2}^{j-1} & \cdots & x_{i,1,N-1}^{j-1} \\ x_{i,1,2}^{j-1} & x_{i,1,3}^{j-1} & \cdots & x_{i,1,N}^{j-1} \end{bmatrix}; \quad (13)$$

$$\mathbf{H}_{i2}^j = \sigma_{i2}^j \mathbf{u}_{i2}^j (\mathbf{v}_{i2}^j)^T = \begin{bmatrix} x_{i,2,1}^{j-1} & x_{i,2,2}^{j-1} & \cdots & x_{i,2,N-1}^{j-1} \\ x_{i,2,2}^{j-1} & x_{i,2,3}^{j-1} & \cdots & x_{i,2,N}^{j-1} \end{bmatrix}. \quad (14)$$

由构造矩阵的特殊性可知，对矩阵 \mathbf{H}_{i1}^j ，取其第 1 行所有元素与第 2 行最后一个元素首尾相接则可构造出第 j 层分量信号：

$$f_{2^{*i}-1}^j = (x_{i,1,1}^{j-1}, x_{i,1,2}^{j-1}, \dots, x_{i,1,N-1}^{j-1}, x_{i,1,N}^{j-1}). \quad (15)$$

同理，由矩阵 \mathbf{H}_{i2}^j 可构造出分量信号：

$$f_{2^{*i}}^j = (x_{i,2,1}^{j-1}, x_{i,2,2}^{j-1}, \dots, x_{i,2,N-1}^{j-1}, x_{i,2,N}^{j-1}). \quad (16)$$

注意， $i=1, \dots, 2^{j-1}$ 。

考虑式(15)、式(16)可知：

$$f_i^{j-1} = f_{2^{*i}}^j + f_{2^{*i}+1}^j. \quad (17)$$

由上述分析可知，对 1 维信号构造矩阵进行多分辨 SVD 包分解可将原始信号分离成一系列分量信号 f_i^j 的一种简单线性叠加，叠加过程如图 2 所示。依据这种线性叠加关系，原始信号可表示为

$$f_0^0 = \sum_{i=1}^{2^1} f_i^1 = \sum_{i=1}^{2^2} f_i^2 = \dots = \sum_{i=1}^{2^J} f_i^J. \quad (18)$$

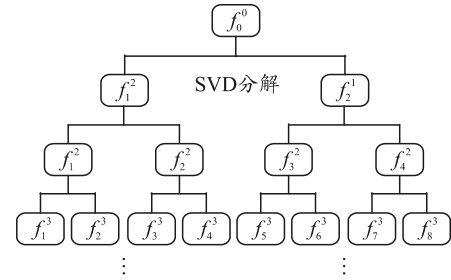


图 2 SVD 包分解

利用信号 f_0^0 构造矩阵 \mathbf{H}_0^0 并进行 SVD 分解，则会得到 2 个奇异值，由这 2 个奇异值可构造出 2 个分量信号 f_1^1 、 f_2^1 。其中： f_1^1 为与原信号相似的近似信号，对应奇异值中较大的一个 σ_{01}^0 ； f_2^1 为原信号的细节分量，对应奇异值中较小的一个 σ_{02}^0 。分别对分量信号 f_1^1 、 f_2^1 再次构造矩阵进行 SVD 分解，每个分量又可构造出 2 个分量信号。如此，每分解一次，上一层的分量信号就会被进一步细分，假设进行了 J 层分解，则第 J 层得到的分量信号为 2^J 个。这样的分解过程与小波包的分解过程非常相似，所以称为多分辨 SVD 包分解。

图 3 中原信号为含 20 dB 高斯噪声的 0.5 p.u 电流暂降信号。由图可知，每层分量信号均包含一个与原信号对应的低频近似信号 (f_1^1, f_2^1)，而每层的高频分量 (f_2^1, f_2^2, f_2^3) 均有指示信号奇异点的特性。

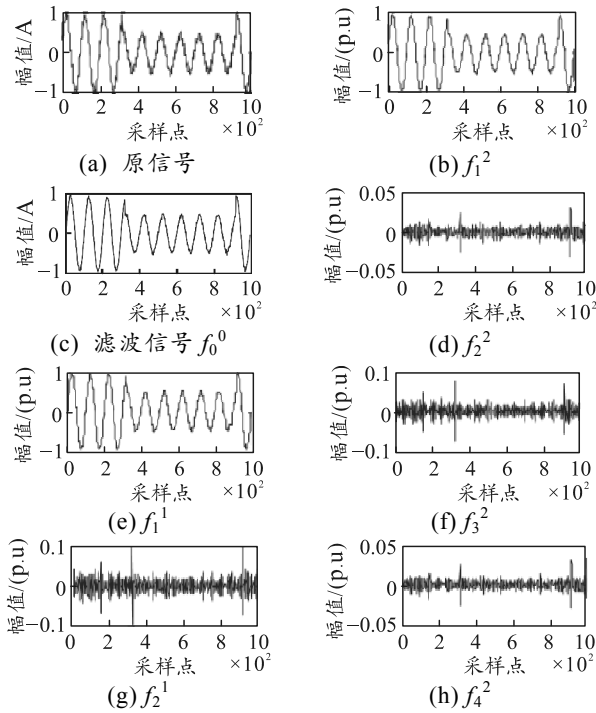


图 3 暂降信号 2 层 SVD 包分解

1.3 自适应阈值检测

由于噪声的随机性、被检测信号受噪声污染的程度总是不同，为了能准确检测扰动信号，笔者依据算法特点提出了一种自适应阈值检测方法。该阈值算子能依据被检测信号的变化及噪声强弱自动估算合理阈值，自适应检测扰动信号，检测结果准确且无需人为调节参数。

参考文献[15]的阈值设置方法，同时考虑 SVD 包分解与小波分解的相似性，笔者定义如下自适应阈值算子：

$$\tau = A_{\max} \sigma \sqrt{2 \log(N) / N} \quad (19)$$

式中： A_{\max} 为原信号最大幅值； σ 为信号的估计噪声， $\sigma = 1.4826 * \text{median}(|I^{HH}|)$ ， median 为取中值函数， $|I^{HH}|$ 为被检测的高频分量信号模值。

当检测到扰动发生，为精确定位扰动信号，笔者对被检测信号进行处理如下：

$$f_d = (|I^{HH}|)^2 \quad (20)$$

$$f_{\text{detect}} = \begin{cases} 0 (\text{无扰动}) & f_d \leq \tau \\ f_d (\text{有扰动}) & f_d > \tau \end{cases} \quad (21)$$

其中： f_d 的作用为保持尖脉冲的同时进一步弱化背景噪声；经阈值处理后，由信号 f_{detect} 的极大值即可定位扰动。

如图 4、图 5 所示，当信号中不存在扰动时，高频分量信号只包含噪声信息，阈值总是在信号 f_d

上方，而当出现扰动时， f_d 中会出现指示扰动位置的脉冲信号，通过自适应阈值检测脉冲信号则可判断是否发生扰动，并通过式(21)定位扰动信号。以分量信号模值 $|f_s^3|$ 为检测对象(即 $I^{HH} = f_s^3$)进行上述阈值检测。图 4 和图 5 给出了含扰动噪声信号及不含扰动噪声信号的阈值检测及定位结果。图 4 中原信号为只含 20 dB 高斯噪声的正常信号，图 5 中信号 f_0^0 即为图 3 中经滤波信号 f_0^0 ，原信号为含高斯噪声电流暂降信号；图 5 检测到了扰动存在，并给出了定位结果 f_{detect} 。对比图 4 和图 5 的阈值检测结果，充分说明了笔者提出自适应阈值算法的有效性，并验证了信号 f_d 对背景噪声的抑制作用。

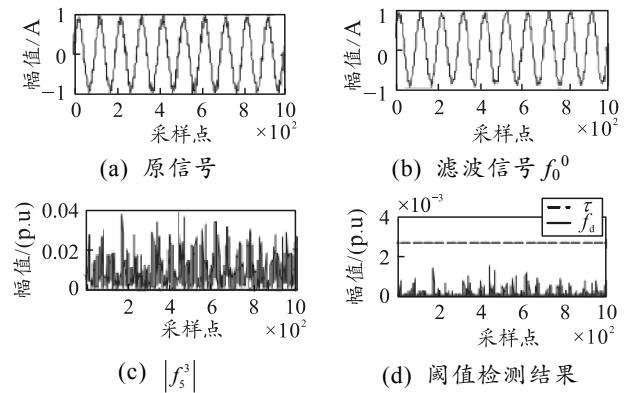


图 4 无扰动信号检测结果

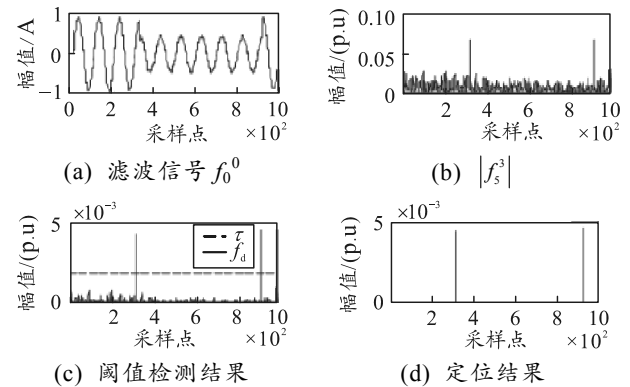


图 5 暂降信号检测结果

1.4 多分辨 SVD 包算法流程

综上所述，给出文中算法步骤：

1) 对离散电流信号 $f(n)$ 进行归一化处理：

$$f(n) = \frac{f(n)}{\max(\text{abs}(f))} \quad (22)$$

2) 运用式(7)的滤波器对 $f(n)$ 进行前置滤波，采用余弦结构元素，为保证滤波效果及保留突变特征信息，元素长度 $L=3$ ，幅值 $A=2$ 。

3) 由滤波信号 f_0^0 构造如式(8)所示分解矩阵，

依据式(12)对矩阵进行 SVD 分解, 获得如式(13)、(14)所示分量矩阵, 并由式(15)、(16)获得分量信号。

4) 重复以上步骤, 对信号逐层分解, 直至获得满足检测要求的分量信号。笔者进行了 3 层 SVD 包分解, 在第 3 层获得 8 个分量信号, 选取特征信息最突出(即脉冲幅值最大)的第 5 个分量信号模值, 即 $|f_5^3|$ 为检测对象, 进行扰动信号检测如图 6 所示。

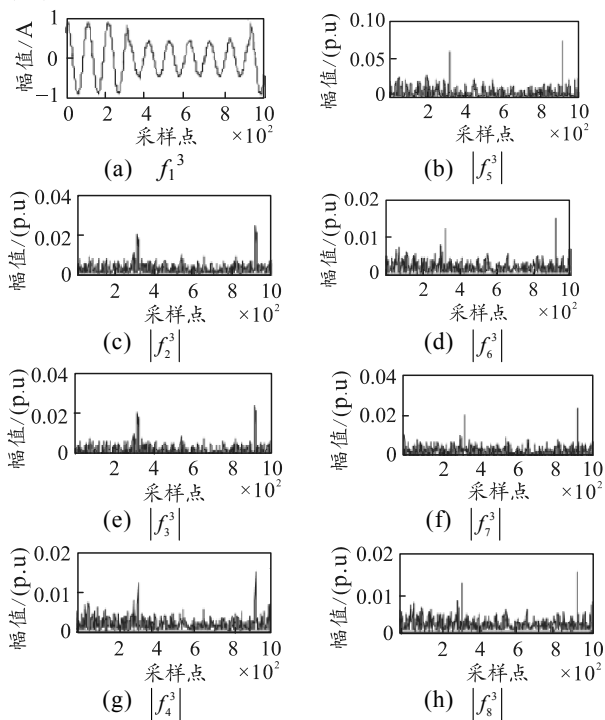


图 6 第 3 层多分辨率 SVD 包分解

图 6 所示 SVD 包所分解原信号为图 3 所述含高斯噪声暂降信号。

5) 运用式(20)获得被检测信号 f_d , 并依据式(19)检测 f_d , 判断是否发生扰动, 若确定扰动发生, 则运用式(21)定位扰动信号。

2 实验仿真

为验证文中算法的有效性, 基于 Matlab 2015b 仿真平台对多种电能质量扰动进行仿真实验, 实验所用电脑配置为 Intel(R) Core(TM) i5-4200H CPU 2.8 GHz 以及 8 GB RAM。

2.1 文中算法的实验结果

笔者采用多种电能质量扰动进行实验, 其中包括了针对电流信号的暂升、暂降、中断、瞬变、谐波及波动, 并且根据扰动类型的不同, 分为单一扰动信号与复合扰动信号。为了验证文中算法的抗噪能力, 实验信号中均添加了信噪比为 30 dB 的高斯白噪声, 采样频率为 $f_s=5\ 000$ Hz, 即每周期包含 100

个采样点, 图 7—图 10 给出实验结果展示。

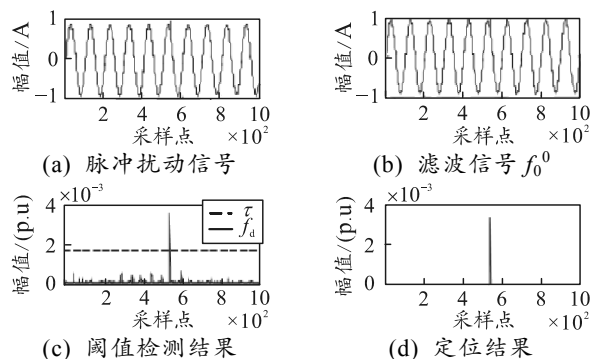


图 7 脉冲扰动检测结果

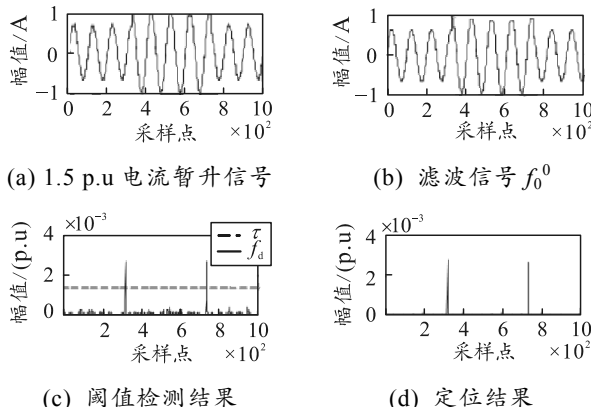


图 8 暂升扰动检测结果

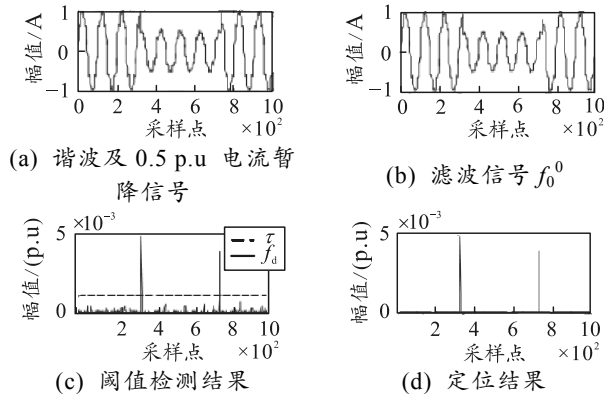


图 9 谐波+暂降检测结果

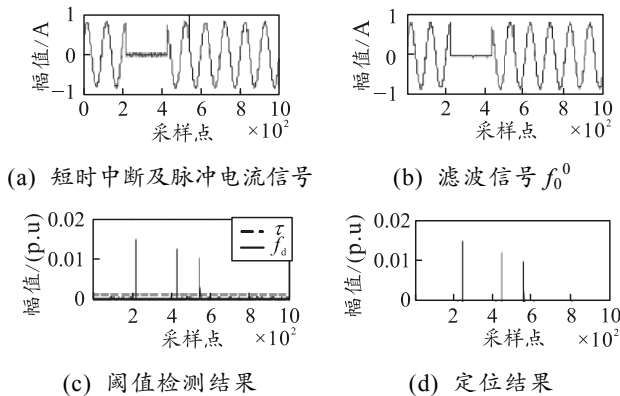


图 10 中断+脉冲检测结果

由图 7—图 10 可知：文中算法在检测单一扰动信号和多扰动混合信号时，均能获得较好的检测效果，并且基于余弦的形态滤波能较好地保留原始信号的特征，而多分辨 SVD 包获得的分量信号及自适应阈值能够实现对抗扰动起止点的精确定位，其定位误差会在 2.2 节中给出。

为了验证文中算法对实测信号的检测准确性，笔者对 2 组实际测量信号也进行了扰动检测分析。实验所用信号为我国南方电网变电站所采集得到的电流信号，采样频率 f_s 为 25 600 Hz，每周包含 512 个采样点。由图 11 和图 12 检测结果可知：文中算法对实测信号也同样适用，且保持了较高的检测精度。

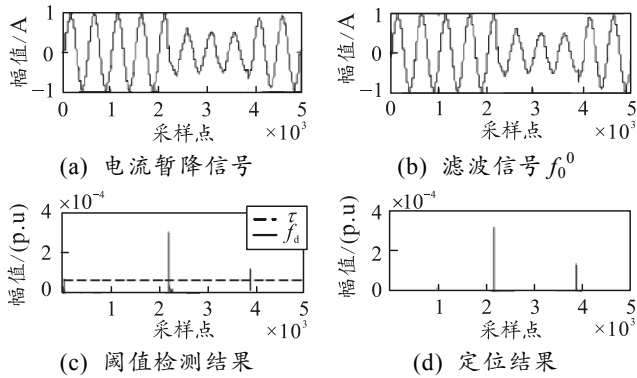


图 11 实测暂降信号检测结果

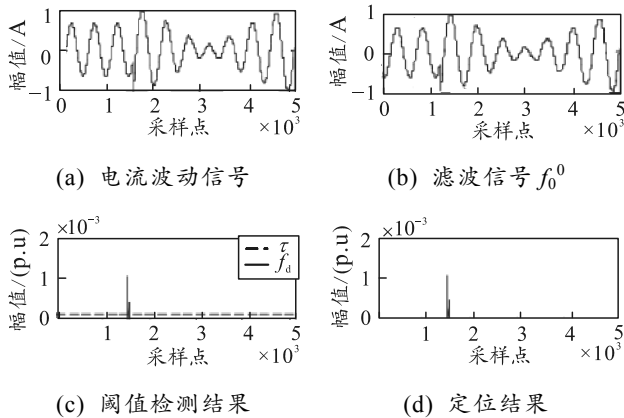


图 12 实测波动信号检测结果

2.2 文中算法与其他算法的对比分析

为了检验文中算法的检测精度与运算速度，将文中算法与文献[8,16]的算法进行对比实验：文献[8]采用形态边缘检测对电能质量暂态扰动进行定位；文献[16]采用传统 SVD 分解 2 分量重构信号进行电压跌落检测。采用 3 种不同扰动类型的模拟信号，分别添加不同强度的高斯白噪声，3 种算法的检测结果如表 1 所示。

表 1 不同噪声情况下不同类型扰动的检测结果

检测算法	扰动信号类型	不同噪声强度下的检测误差		
		25 dB	30 dB	35 dB
文中算法	电流暂降	1Δt	0Δt	0Δt
	电流中断	1Δt	1Δt	0Δt
	谐波	2Δt	0Δt	1Δt
文献[16]算法	电流暂降	2Δt	1Δt	0Δt
	电流中断	3Δt	0Δt	1Δt
	谐波	4Δt	1Δt	1Δt
文献[8]算法	电流暂降	4Δt	2Δt	1Δt
	电流中断	5Δt	4Δt	0Δt
	谐波	8Δt	3Δt	1Δt

表中 $\Delta t=1/f_s=1/25\ 600=0.039\ 06\ \text{ms}$ 。

由表可知：文中算法在检测精度上与文献[8,16]的算法效果相当，但当噪声逐渐增大时，文中算法较文献[8,16]的检测结果更好。

为比较 3 种算法运算量的大小，采用 2 种不同扰动类型的模拟信号，2 组信号各包含 2 000 个采样点， $f_s=5\ 000\ \text{Hz}$ ，3 种算法所用时长如表 2 所示。

表 2 3 种检测算法的运算时长对比 s

扰动信号类型	文中算法	文献[16]算法	文献[8]算法
电流暂降	0.1317	0.1677	0.1275
电流中断	0.1322	0.1676	0.1291

由表可知：文中算法与文献[8]的算法检测速度相当，都优于文献[16]的算法。但当噪声较大时，文献[8]的算法检测误差较大。综合比较结果证明了文中算法具有一定的优越性。

3 结束语

笔者针对电能质量的扰动检测问题，以电流信号作为研究对象，提出了基于形态滤波和 SVD 包的检测算法，使得电能质量问题的改善更加侧重于用户侧，利用 SVD 分解的特性，采用 SVD 包分解的形式，利用分解后的高频分量信号进行扰动检测，并采用自适应阈值的方法实现了对扰动信号的快速定位。实验结果证明：该算法具有较好的检测效果，不仅针对单一扰动信号，对多扰动的复合信号亦能实现较精确的检测。通过将文中算法与另 2 种算法进行对比，证明了文中算法在保持较高检测精度的同时，所需检测时间也较少，具有一定的实用价值。

参考文献：

[1] 肖先勇. 理解电能质量问题：电压暂降与短时中断[M]. 北京：中国电力出版社，2016：2-3.
 [2] 赵凤展，杨仁刚. 基于短时傅里叶变换的电压暂降扰动检测[J]. 中国电机工程学报，2007，27(10)：28-34.

- 自动化, 2008, 27(2): 84-86.
- [4] 黄勇, 孙力, 闫杰. 电动负载模拟器的同步控制研究[J]. 弹箭与制导学报, 2010, 30(2): 42-44.
- [5] 李瑞, 王明彦. 电动负载模拟器抑制多余力的结构补偿控制[J]. 机床与液压, 2013, 41(3): 62-64.
- [6] 王易炜, 段晓明, 黄丰保. 舵机电动加载系统多余力抑制策略研究[J]. 微计算机信息, 2012, 28(6): 27-28.
- [7] 符文星, 孙力, 于云峰. 大力矩电动负载模拟器设计与

 (上接第 28 页)
- [3] 徐永海, 肖湘宁, 杨以涵, 等. 小波变换在电能质量分析中的应用[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(23): 55-58.
- [4] 徐健, 周著斌. 混合电能质量检测方法的研究[J]. 电子设计工程, 2016, 24(22): 53-56.
- [5] 黄南天, 徐殿国, 蔡国伟. 采用自适应广义 S 变换与概率神经网络的电能质量扰动识别[J]. 电工技术学报, 2013, 28(1 增): 209-216.
- [6] 徐艳春, 陈国训, 李振兴, 等. 基于 HHT 的电能质量多扰动信号检测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(1): 55-61.
- [7] 李双科, 吴记群. 基于数学形态滤波的电力系统采样信号降噪处理[J]. 工业仪表与自动化装置, 2012(3): 88-90.
- [8] 欧阳森, 黄润鸿. 基于形态边缘检测的电能质量暂态扰动定位方法[J]. 电网技术, 2012, 36(4): 63-67.
- [9] 冯洋. 基于改进的奇异值分解和形态滤波的弱小目标背景抑制[J]. 现代电子技术, 2016(3): 5-8.
- [10] MAJ J B, ROYACKERS L, MOONEN M, et al. 建模[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(12): 3596-3598.
- [8] 寇宝泉. 交流伺服电机及其控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 256-287.
- [9] 王超, 刘荣忠, 侯远龙, 等. 基于改进 WNN 的随动负载模拟器研究[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(2): 344-351.
- [10] 邓聚龙. 灰预测与灰决策[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2005: 389-402.
- SVD-based optimal filtering for noise reduction in dual microphone hearing aids: a real time implementation and perceptual evaluation[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2005, 52(9): 1563-73.
- [11] 王慧慧, 王萍, 杨挺. 基于改进数学形态学与 S 变换的暂态电能质量扰动检测[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2016, 49(6): 631-638.
- [12] 赵昭, 刘利林, 张承学, 等. 形态学滤波器结构元素选取原则研究与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14): 21-25.
- [13] AKRITAS A G, MALASCHONOK G I. Applications of singular-value decomposition (SVD)[J]. Mathematics & Computers in Simulation, 2004, 67(1-2):15-31.
- [14] 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.
- [15] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [16] 周贤姣, 张建文, 仲金龙, 等. 基于 SVD 的电压跌落持续时间检测新方法[J]. 电测与仪表, 2015, 52(12): 83-87.