广义 S 变换的参数优化及在电能质量分析中的应用

张淑清, 李盼*, 张立国, 胡永涛, 张航飞, 任爽

燕山大学电气工程学院, 河北省测试计量技术及仪器重点实验室, 秦皇岛 066004

* E-mail: lpanyu@163.com

收稿日期: 2015-12-27; 接受日期: 2016-02-26; 网络出版日期: 2016-04-22

国家自然科学基金(批准号: 51475405)、河北省自然科学基金(批准号: F2015203413, F2015203392)和秦皇岛市科技计划(编号: 201502A043)资助项目

摘要 针对广义 S 变换(generalized S-transform, GST)的参数优化困难问题, 提出一种 GST 参数优化方法并应用到电能质量扰动分类与扰动参数检测中. 对基频点对应的参数 r 独立设置突出时域扰动特征, 便于其他频点的参数优化专注于频域扰动, 使优化后的广义 S 变换(optimized generalized S-transform, OGST)能同时表征较高精度的时域扰动和频域扰动信息. 提出确定 r 的优化指标, 使 r 的求取具有自适应性和理论依据. 基于 OGST 的时频矩阵, 提出 4 种扰动特征, 并设计决策树分类器进行分类识别. 同时实现对扰动起止时间、扰动幅值、谐波成分等扰动参数的检测. 仿真数据及实测数据分析表明 OGST 抗干扰能力强、识别精度和检测精度高.

关键词 优化广义 S 变换, 参数优化, 决策树, 电能质量分析

1 引言

由于非线性、冲击性等干扰性负荷的引入, 电网中发生电能质量问题的现象日益严重^[1], 有效地检测和识别扰动信号对分析和改善电能质量有重要意义. 常用的检测方法包括小波变换^[2]、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)^[3]、S 变换^[4]等. 小波分析方法计算复杂, 易受噪声影响, 母小波的选择缺乏依据. HHT 方法检测精度较高, 但其分量的确定缺乏自适应性. S 变换的时频矩阵能同时表征扰动的起止时刻、波动幅值、谐波成分等特征信息, 但因其窗函数固定, 时频分辨率较低. 广义 S 变换^[5](generalized S-transform, GST)通过对窗函数引入控

制参数在一定程度上改善了时频分辨率, 但由于 Heisenberg 测不准原则的限制, 对参数的优化仍是难点. 基于时频矩阵的能量集中度对参数进行优化是一种时频分辨率折中方法, 其对于不同频点的优化没有考虑相邻频点之间参数变化导致的影响, 且优化结果受噪声影响严重^[6].

本文针对 S 变换的窗函数提出一种新的参数优化方法, 单独设置基频点处的参数值来突出时域扰动信息, 使其他频点的参数值进行优化时可以专注于频域扰动信息, 降低了对时域扰动的顾虑, 使时域扰动和频域扰动信息均能达到较高精度.

相对成熟的分类器有神经网络^[7,8]、支持向量机^[9]、极限学习机^[10]和聚类分析^[11]等, 但上述分类

引用格式: 张淑清, 李盼, 张立国, 等. 广义 S 变换的参数优化及在电能质量分析中的应用. 中国科学: 技术科学, 2016, 46: 593–601
Zhang S Q, Li P, Zhang L G, et al. Parameter optimized method for generalized S-transform algorithm and its application in the analysis of power quality disturbances (in Chinese). Sci Sin Tech, 2016, 46: 593–601, doi: 10.1360/N092015-00253

器需要训练充足的样本数据来建立标准模板, 而实际应用中往往难以获取足够的工程数据. 因此本文通过设计决策树分类器^[12], 对扰动信号进行识别, 来降低对样本数据的依赖. 在扰动类型识别的基础上, 以典型信号为例进一步对扰动参数进行检测.

本文提出一种新的 GST 参数优化方法, 基于优化后的广义 S 变换(optimized generalized S-transform, OGST)的时频矩阵提出时频域优化指标, 并进行特征提取, 模式分类及参数检测, 结果表明 OGST 方法抗干扰能力强、识别精度和检测精度高.

2 GST 及参数优化方法

GST 通过对标准 S 变换的窗函数引入控制参数 r 来控制时频分辨率, 其定义为^[13,14]

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)w(\tau-t, \sigma)e^{-j2\pi ft} dt, \quad (1)$$

其中, $x(t)$ 为时域信号, τ 为时移因子, σ 是关于频率 f 的尺度因子. 窗函数 $w(\tau-t, \sigma)$ 可表示为

$$w(\tau-t, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(\tau-t)^2/2\sigma^2}, \quad (2)$$

$$\sigma = \frac{r}{|f|}. \quad (3)$$

基于傅里叶变换和卷积原理, GST 的快速表达式为

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} H(\alpha+f) e^{\frac{-2\pi^2\alpha^2 r^2}{f^2}} e^{-i2\pi\alpha\tau} d\alpha, \quad f \neq 0. \quad (4)$$

令 $\tau \rightarrow iT$, $f \rightarrow n/NT$, T 为采样周期, N 为信号长度, i, n 分别对应时间采样点和频率采样点, 则 GST 的快速离散表达式为

$$\begin{cases} S\left[iT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} H\left(\frac{m+n}{NT}\right) w(m, n) e^{i2\pi mn/N}, & n \neq 0, \\ S[iT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} H\left(\frac{m}{NT}\right), & n = 0, \end{cases} \quad (5)$$

其中, $w(m, n) = e^{-2\pi^2 m^2 r^2 / n^2}$, $H(\cdot)$ 表示原信号的傅里叶变换, 其中 $i, m, n = 1, 2, \dots, N$. 因此, GST 可以利用快速傅里叶变换提高计算速度.

电能质量扰动信号的时域扰动主要为基频处的幅值扰动, 提高基频的时域分辨率有利于提取准确的时域扰动特征. 频域扰动主要指高次谐波及高频

振荡等扰动, 在较宽的频带范围内提高频域分辨率有利于提取频域扰动成分. 针对性地区别基频和其余频点能有效突出时域扰动信息和频域扰动信息.

因此, 为保证时域和频域扰动分辨率均能满足要求, 本文对基频点 f_0 处的 r 值进行独立设置, 来提高时频扰动分辨率, 对(3)式中参数 r 进行约束为

$$\sigma = \frac{r}{|f|}, \quad \begin{cases} r = r_0, & f = f_0, \\ r = r_n, & f \neq f_0. \end{cases} \quad (6)$$

窗函数对应的离散形式变为

$$w(m, n) = \begin{cases} e^{-2\pi^2 m^2 r_0^2 / n^2}, & n = n_0, \\ e^{-2\pi^2 m^2 r_n^2 / n^2}, & n \neq n_0. \end{cases} \quad (7)$$

(6)和(7)式中 f_0 , n_0 分别对应于原信号连续和离散形式的基频点.

根据(7)式可知, 对基频点处的 r 值进行独立设置, 使得 OGST 在参数优化时比 GST 多了一个自由度, 更有利于独立分析时域扰动和频域扰动, 一定程度上缓解了测不准原则对时频域扰动分辨率的限制. 仅当 $r_0 = r_n$ 时 OGST 退化为 GST. 因此, OGST 比 GST 更有利于同时分析时域和频域扰动信息.

OGST 方法的计算步骤如下:

- (1) 对原始信号进行 FFT 计算, 得到傅里叶频谱 $H(m)$, 求得基频点 n_0 ;
- (2) 自适应确定 r_0 和 r_n , 求取各频点 n_i ($i=1, 2, \dots, N$) 对应高斯窗函数的傅里叶变换 $w(m, n_i)$;
- (3) 将 $H(m)$ 移位得到 $H(m+n_i)$ 并与 $w(m, n_i)$ 相乘, 求其傅里叶逆变换得到时频矩阵 $S(i, n_i)$;
- (4) 重复步骤(2)~(3), 得到所有频点 n 对应的分量, 最终求得时频矩阵 $S(i, n)$.

3 OGST 参数优化指标

基于 S 变换的时频矩阵, 时间-最大幅值曲线(time-maximum amplitude plots, TMA-plots)能表征扰动幅值、起止时间等时域扰动特征量, 频率-最大幅值曲线(frequency-maximum amplitude plots, FMA-plots)能表征谐波成分等频域扰动特征量. 因此基于 TMA 图和 FMA 图的特点提出以下优化指标来优化参数 r .

- 1) 时域指标 t_c , 用于确定 r_0 . TMA 图的最值为 A_m , 标准值为 A_s , 它们的差值为 ΔA , 当 TMA 图从

$A_s + 0.1\Delta A$ 变化到 $A_m - 0.1\Delta A$ 所需的时间为 t_c , 其越小时域分辨率越高. 时域指标主要针对幅值波动扰动, 其中暂升、暂降、中断等基于 TMA 图, 而暂态振荡扰动基于振荡频率对应的幅值曲线 A_n .

2) 频域指标 f_c , 用于确定 r_n . 基于 FMA 图, f_e 表示基频点的幅值能量, f_d 表示从基频幅值 A_f 降至 $0.7A_f$ 时的频差. 则 f_c 表示为: $f_c = f_e/f_d$, f_e 越大 f_d 越小则 f_c 越大, 频域分辨率越高. 频域指标主要针对谐波、暂态振荡等频率扰动, 各扰动信号均以基频信号为载体, 为不失一般性以基频点对应的峰值谱为研究对象来分析频域指标.

3.1 谐波暂升扰动优化指标分析

谐波暂升扰动信号的采样点为 2000, 采样频率 5 kHz, 基频信号频率为 50 Hz, 加入 30 dB 白噪声. 谐波扰动产生的区间为 401~1600 点, 谐波频率依次为 150, 250, 350 Hz; 暂升扰动产生的区间为 801~1200 点, 幅值归一化处理后如图 1 所示.

对上述谐波暂升扰动信号进行 OGST 分析, 时域指标 t_c 和频域指标 f_c 随 r 的变化趋势如图 2 所示.

根据图 2(a)可知当 $r < 0.3$ 时, 时域窗宽太窄近似脉冲函数, TMA 图失真, t_c 不能反映真实情况; 当 $r \geq 0.3$ 时逐渐增加直至稳定, 因此 t_c 在 $r = 0.3$ 时取得最小值, 即为 r_0 . 根据图 2(b)所示, 当 $r < 4.75$ 时

图 1 谐波暂升扰动信号

图 2 谐波暂升扰动的优化指标 t_c (a)和 f_c (b)

f_c 随 r 增加而增加, 在 $r = 4.75$ 处取最值, 即为 r_n .

根据上述求得的 r_0 和 r_n 进行 OGST 分析, TMA 图、FMA 图、TF 图依次如图 3(a1)~(c1)所示. 而对于单一 r 值, GST 受测不准原则的限制, 参数 r 折中取值 2, 结果如图 3(a2)~(c2)所示. 图 3(a1)与(a2)对比可知, 前者 TMA 图的过渡时间明显短于后者, 能更好地表征暂升区间, 时域扰动分辨率较高; 从 FMA 图和 TF 图分析, 前者的主频点之间的重叠度更小, 频域扰动分辨率更高.

3.2 暂态振荡扰动优化指标分析

暂态振荡扰动信号的采样点为 1000, 采样频率为 5 kHz, 基频信号频率为 50 Hz, 加入 40 dB 白噪声. 在 371~409 点发生振荡扰动, 如图 4 所示.

同样对暂态振荡信号进行 OGST 分析, 时域指标 t_c (基于 A_n 曲线)和频域指标 f_c 随参数 r 的变化趋势如图 5 所示.

根据图 5(a)可知当 $r < 0.6$ 时 A_n 曲线失真, 当

图 3 OGST($r_0=0.3$, $r_n=4.75$)和 GST($r_0=r_n=2$)的分析结果
(a1) OGST 的 TMA 图, (b1) OGST 的 FMA 图, (c1) OGST 的 TF 图;
(a2) GST 的 TMA 图, (b2) GST 的 FMA 图, (c2) GST 的 TF 图

图 4 暂态振荡扰动信号

图5 暂态振荡扰动的优化指标 t_c (a)和 f_c (b)

$r \geq 0.6$ 时逐渐增加, 因此取 $r_0 = 0.6$; 根据图 5(b)所示时, 当 $r < 4.0$ 时 f_c 随 r 增加而增加, 在 $r \geq 4.0$ 时逐渐平稳, 因此取 $r_n = 4.0$.

根据上述两种扰动信号的时频域优化指标可知, 当 t_c 和 f_c 出现最小值后, 随着 r 增加 t_c 和 f_c 均增加至平稳, 变化趋势具有一致性, 说明优化指标 t_c 和 f_c 较稳定, 具有代表性.

4 基于 OGST 扰动类型识别

本文选取 7 种单扰动信号和 9 种由单扰动信号组成的复合扰动信号进行分析, 其分析过程及结果具有代表性. 考虑到精简文章内容, 且有些组合并不常见, 其余的组合形式不再赘述. 该 16 种电能质量扰动类型依次为: 正常(S_1)、暂降(S_2)、暂升(S_3)、中断(S_4)、谐波(S_5)、暂态振荡(S_6)、闪变(S_7)、谐波暂降(S_8)、谐波暂升(S_9)、谐波闪变(S_{10})、谐波振荡(S_{11})、振荡闪变(S_{12})、振荡暂降(S_{13})、振荡暂升(S_{14})、振荡谐波暂降(S_{15})、振荡谐波暂升(S_{16}).

4.1 扰动特征提取

本文根据 OGST 分析得到的 TMA 图和 FMA 图提出 4 个特征量.

F_1 , 幅值差, 表征暂降、暂升、中断等特征.

$$F_1 = A_{me} - A_s, \quad (8)$$

其中, A_{me} 表示 TMA 图大于 $0.9A_m$ 所有幅值的均值, A_m 为最大值; A_s 表示标准值.

F_2 , TMA 图波动频率, 表征闪变等特征.

$$F_2 = \max(\text{FFT}(\text{TMAr})), \quad (9)$$

其中, TMAr 表示 TMA 图去均值后的结果, F_2 即为 TMAr 频谱的最大峰值对应的频率.

F_3 , 谐波总畸变率, 用于表征谐波等特征.

$$F_3 = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{V_i}{V_0} \right)^2}, \quad (10)$$

其中, V_i 表示谐波幅值, V_0 表示基波幅值, n 表示谐波总数.

F_4 , FMA 图 800~1500 Hz 的幅值均值, 用于表征暂态振荡等特征.

$$F_4 = \text{mean}(A_{ce}), \quad (11)$$

其中, $\text{mean}(\cdot)$ 表示求取均值, A_{ce} 表示 FMA 图 800~1500 Hz 的幅值.

4.2 扰动类型识别

上述 16 种电能质量扰动信号的数学模型限于篇幅不便列出, 详见文献[8,9]. 扰动信号由 Matlab7.1 随机生成, 每种信号 500 个样本, 样本长度为 1000 点, 采样频率为 5 kHz. 扰动信号发生的时间、幅值、持续时间均为随机产生.

基于 OGST 的时频矩阵进行特征提取, 根据求得特征向量 $F = [F_1, F_2, F_3, F_4]$ 进行决策树分类器设计^[15]. 考虑到噪声影响, 四种特征对应的噪声容限设置为 $[c_1, c_2, c_3, c_4] = [0.05, 2, 0.05, 0.05]$. 特征 F_1 表征电压波动幅值, $-1 \leq F_1 < -0.7 + c_1$ 表示含有中断扰动, $-0.7 + c_1 \leq F_1 < -c_1$ 表示有电压暂降扰动, $-c_1 \leq F_1 < c_1$ 表示幅值正常, $c_1 \leq F_1 < 1$ 表示含有电压暂升或闪变扰动; 特征 F_2 表征闪变扰动, $F_2 > c_2$ 表示含有闪变扰动, $F_2 \leq c_2$ 表示无闪变扰动; 特征 F_3 表征谐波扰动, $F_3 > c_3$ 表示含有谐波扰动, $F_3 \leq c_3$ 表示无谐波扰动; 特征 F_4 表征暂态振荡扰动, $F_4 > c_4$ 表示含有振荡扰动, $F_4 \leq c_4$ 表示无振荡扰动. 根据上述分类规则设计的决策树分类器结构如图 6 所示.

特征提取时考虑到实际环境的噪声影响, 分别添加信噪比为 20, 30, 40 dB 的白噪声进行对比分析, 经决策树分类的结果如表 1 所示.

根据表 1 可知, 在不同信噪比环境下, 由 OGST 方法提取的特征向量识别精度均较高, 在信噪比为 20 dB 时, OGST 提取的特征量仍有 98% 以上的识别精度, 说明 OGST 方法的抗噪性能好, 利用决策树进行识别精度较高.

图 6 决策树结构图

表 1 不同噪声环境下分类精度(%)

信号类型	信噪比		
	20 dB	30 dB	40 dB
S ₁	99.8	100	100
S ₂	97.0	100	100
S ₃	97.6	100	100
S ₄	97.4	100	100
S ₅	100	100	100
S ₆	94.2	100	100
S ₇	100	100	100
S ₈	96.6	100	100
S ₉	98.6	100	100
S ₁₀	100	100	100
S ₁₁	100	100	100
S ₁₂	99.4	99.2	99.6
S ₁₃	96.6	100	100
S ₁₄	97.0	100	99.8
S ₁₅	97.4	100	100
S ₁₆	97.6	100	100
均值	98.1	99.9	99.9

5 基于 OGST 扰动参数检测

5.1 扰动参数检测方法

电能质量扰动参数主要有起止时间、扰动幅值、扰动频率。复合扰动 S₈~S₁₆ 扰动参数的求解方法与单扰动 S₂~S₇ 的求解方法一致, 以 S₂, S₆, S₇ 和 S₉ 为例分析扰动参数的求解方法。

1) 暂降(S₂)扰动参数

起止时间 t_s , t_e 为

$$\begin{cases} t_s = \min[\text{diff}(A_n)] \cdot T, \\ t_e = \max[\text{diff}(A_n)] \cdot T, \end{cases} \quad (12)$$

其中, t_s , t_e 分别表示扰动起止点, $\text{diff}(\cdot)$ 表示差分, A_n 表示 TMA 图对应的幅值, T 表示时间间隔。

波动幅值 A_w (标幺值) 为

$$A_w = 1 + F_1, \quad (13)$$

波动幅值为标准值与特征 F_1 之和。

2) 暂态振荡(S₆)扰动参数

振荡起止时间 t_s , t_e 求取方法如(12)式所示, A_n 表示振荡频率对应的幅值曲线。振荡幅值、振荡频率均根据 FMA 图求得。

3) 闪变(S₇)扰动参数

波动幅值如(13)式所示, 波动频率为特征 F_2 。

4) 谐波+暂升(S₉)扰动参数

暂升起止时间 t_s , t_e 求取方法如(12)式所示, A_n 表示 TMA 图对应幅值。谐波幅值、谐波频率均根据 FMA 图求得。

5.2 扰动参数检测仿真分析

时域扰动信号以暂降扰动(S₂)和闪变扰动(S₇)为例进行分析, 频域扰动信号以振荡扰动(S₆)和谐波暂升扰动(S₉)为例进行分析。

5.2.1 暂降及闪变扰动参数检测

暂降及闪变扰动信号经 OGST 分析后结果见图 7。图 7(a1)~(c1)为暂降扰动分析结果, 图 7(a2)~(c2)

图 7 暂降及闪变信号的 OGST 分析结果

(a1) 暂降扰动信号; (b1) 暂降信号的 TMA 图; (c1) 暂降信号的差分曲线; (a2) 闪变扰动信号; (b2) 闪变信号的 TMA 图; (c2) 闪变扰动信号 TMAr 频谱

为闪变扰动分析结果。

由图 7(b1)暂降信号的 TMA 图可知, OGST 检测扰动区间较平稳, 过渡时间较快, 使得差分曲线检测效果较好, 见图 7(c1)。由图 7(b2)可知, 闪变扰动信号的 TMA 图为近似周期信号。图 7(c2)表示 TMA 去均值化后的频谱, 主峰频率即为闪变频率。

暂降及闪变信号的扰动参数检测结果如表 2 所示, 通过检测值和理论值对比可知检测精度较高。

5.2.2 振荡及谐波暂升扰动参数检测

振荡及谐波暂升扰动信号经 OGST 分析后结果见图 8。图 8(a1)~(d1)为振荡扰动信号的分析结果, 图 8(a2)~(d2)为谐波暂升扰动信号的分析结果。

根据图 8(b1)和(c1)可知, 幅值曲线 A_n 能清晰显示对应振荡幅值及对应的位置, 差分曲线能有效检测振荡的起止时间, FMA 图的高频曲线可以检测振

表 2 暂降及闪变信号的扰动参数检测结果

扰动类型	统计量	理论值	检测值	绝对误差
暂降	$t_s(\text{ms})$	55.4	55.226	0.174
	$t_e(\text{ms})$	145.4	145.378	0.022
	$A_w(\text{pu})$	0.5073	0.5039	0.0034
	$f_w(\text{Hz})$	12	12	0
闪变	$A_w(\text{pu})$	0.1165	0.1104	0.0061

图 8 振荡及谐波暂升信号的 OGST 分析结果

(a1) 振荡扰动信号; (b1) 振荡扰动信号 A_n 曲线; (c1) 振荡扰动信号 A_n 差分曲线; (d1) 振荡扰动信号 FMA 图; (a2) 谐波暂升扰动信号; (b2) 谐波暂升扰动信号 TMA 图; (c2) 谐波暂升扰动信号差分曲线; (d2) 谐波暂升扰动信号 FMA 图

荡频率。谐波暂升扰动信号的 TMA 图及其差分曲线分别表示暂升的幅值和起止时间。FMA 图能清晰表征谐波扰动成分, 详见图 8(b2)~(d2)。

振荡及谐波暂升信号的扰动参数检测结果如表 3 所示, 根据误差结果可知检测精度可靠有效。

5.2.3 小波及 HHT 方法扰动参数检测

为便于本文方法与其他典型方法在扰动参数检测方面进行对比, 利用小波变换方法(选取 Db24 小波)和 HHT 方法分别对上述暂降扰动信号进行分析, 结果如图 9 所示。

根据图 9(c1)和(c2)所示, 无噪声情况下小波变

表 3 振荡及谐波暂升信号的扰动参数检测结果

扰动类型	统计量	理论值	检测值	绝对误差
暂态振荡	$t_s(\text{ms})$	77	76.80	0.2
	$t_e(\text{ms})$	84	84.0	0
	$A_w(\text{pu})$	0.55	0.556	0.006
	$f_n(\text{Hz})$	1000	1000	0
谐波暂升	$t_s(\text{ms})$	73	71.868	1.132
	$t_e(\text{ms})$	123	123.538	0.538
	$A_w(\text{pu})$	1.413	1.414	0.0009
	$f_3(\text{pu})$	0.1975	0.2175	0.0198
	$f_5(\text{pu})$	0.2236	0.247	0.0237
	$f_7(\text{pu})$	0.1769	0.1943	0.0174

图 9 暂降信号的小波和 HHT 分析结果

(a1) 暂降扰动信号; (b1) Db24 上包络曲线; (c1) 无噪声环境下的高频系数; (d1) 40 dB 噪声环境下的高频系数; (a2) 暂降扰动信号; (b2) IMF1 分量的上包络曲线; (c2) 无噪声环境下的 IMF1 瞬时频率; (d2) 40 dB 噪声环境下的 IMF1 瞬时频率

换和 HHT 方法均能很好地对扰动起止时间进行定位;但在含 40 dB 噪声情况下,小波变换失去定位能力,HHT 方法定位误差较大,如图 9(d1)和(d2)所示.具体扰动参数检测结果如表 4 所示.

基于上述对比分析可知,本文方法对噪声不敏感,避免了消噪步骤和消噪过程中对有用信号的损伤.对于扰动识别及扰动参数检测均基于时频矩阵,便于自适应分析.

6 实测数据分析

对承德某钢厂主线路的两组电能质量扰动数据进行分析来说明本文方法的实用性.该两组数据由互感器采集于不同时间,采样频率 6.4 kHz,采样点为 3200 点.利用 OGST 对两组信号进行扰动类型及扰动参数(t_s , A_w , f_n)分析,结果见图 10.

根据图 10(a1)和(a2)可知,实测信号较为复杂,

表 4 暂降信号的小波变换和 HHT 扰动参数检测结果

统计量	理论值	检测值(无噪声/40 dB)		绝对误差	
		Db24	HHT	Db24	HHT
t_s (ms)	55.4	55.4/-	55.0/54.6	0/-	0.4/0.8
t_e (ms)	145.4	145.4/-	145.4/146	0/-	0/0.6
A_w (pu)	0.5073	0.5046/-	0.5009/-	0.0027/-	0.0064/-

图 10 实测信号的 OGST 分析结果

(a1) 实测信号 x1; (b1) 实测信号 x1 的 TMA 图; (c1) 实测信号 x1 的差分曲线; (d1) 实测信号 x1 的 FMA 图; (a2) 实测信号 x2; (b2) 实测信号 x2 的 TMA 图; (c1) 实测信号 x2 的差分曲线; (d2) 实测信号 x2 的 FMA 图

且扰动特征不明显.图 10(b1)和(b2)表明 OGST 的 TMA 图能有效表征微弱的幅值扰动.根据图 10(c1)和(c2)的差分曲线可以有效检测幅值波动的起始时间.图 10(d1)和(d2)表明 OGST 的 FMA 图可以有效地检测出微弱的谐波扰动成分.

为进一步分析扰动类型,对扰动进行提取,结果如表 5 所示,利用决策树进行识别, x1 信号含有谐波扰动和电压暂降扰动, x2 信号含有谐波扰动和电压暂升扰动.

为便于与本文方法对比,利用小波变换和 HHT 方法对两组实测信号进行分析,结果分别如图 11 和 12 所示.

由图 11(c1)和(c2)可知,因噪声原因小波的高频系数难以对幅值扰动的起止时间进行准确定位.根据图 11(b1)和(b2), (d1)和(d2)可知,扰动幅值和扰动频率的确定需借助幅值包络曲线及频谱图.

HHT 对两组实测信号进行层次分解时单一分量

表 5 实测信号的扰动识别结果

实测信号	特征向量				扰动类型
	F_1	F_2	F_3	F_4	
x1	-0.0441	0	0.0767	0.0016	谐波暂降
x2	0.1120	0	0.1660	0.0040	谐波暂升

图 11 实测信号的小波分析结果

(a1) 实测信号 x1 的低频系数; (b1) 信号 x1 的低频系数的上包络曲线; (c1) 实测信号 x1 的高频系数; (d1) 实测信号 x1 的低频系数频谱; (a2) 实测信号 x2 的低频系数、(b1) 信号 x2 的低频系数的上包络曲线; (c1) 实测信号 x2 的高频系数; (d1) 实测信号 x1 的低频系数频谱

表 6 实测信号的扰动参数检测结果

实测信号	统计量	实际值	检测值			绝对误差		
			OGST	Db24	HHT	OGST	Db24	HHT
x1	$t_s(\text{ms})$	170.5	170.3	156.4	156.1	0.2	14.1	14.4
	$A_w(\text{pu})$	0.9530	0.9559	0.8787	0.8765	0.0029	0.0743	0.0765
	$f_2(\text{pu})$	0.0273	0.0256	—	—	0.0017	—	—
	$f_3(\text{pu})$	0.0743	0.0729	0.0399	—	0.0014	0.0344	—
x2	$t_s(\text{ms})$	123.1	122.8	114.7	114.7	0.3	1.3	8.4
	$A_w(\text{pu})$	1.1240	1.1120	1.4298	1.4085	0.0120	0.3058	0.2845
	$f_2(\text{pu})$	0.1658	0.1553	0.0995	—	0.0105	0.0663	—
	$f_3(\text{pu})$	0.0970	0.0920	0.0669	—	0.0050	0.0301	—
	$f_4(\text{pu})$	0.0453	0.0404	0.0241	—	0.0049	0.0212	—

图 12 实测信号的 HHT 分析结果

(a1) 实测信号 x1 低频分量 imf4~imf8 之和, (b1) 低频分量的上包络曲线, (c1) 瞬时幅值和(d1) 瞬时频率; (a2) 实测信号 x2 低频分量 imf4~imf9 之和, (b2) 低频分量的上包络曲线, (c2) 瞬时幅值和(d2) 瞬时频率

不能完全表征原始信号, 需对多个分量之和进行分析. 根据图 12 可知, 分解分量的瞬时幅值及瞬时频率不能准确地表征扰动起止时间、扰动幅值及扰动频率.

三种方法的扰动参数检测结果见表 6. 与实际值相比 OGST 检测精度最高, 并且能充分检测出谐波扰动分量.

基于上述对比分析, 本文方法在工程数据样本

较少的情况下仍能进行有效扰动识别, 避免了建立标准模板. 相对于小波和 HHT 方法, 本文方法能有效检测出扰动信号中的扰动成分及对应参数.

7 结论

1) GST 参数优化通过对基频点的参数 r 独立设置, 不仅能提高时域扰动分辨率, 也便于其他频点提高频域扰动分辨率.

2) 针对参数 r , 提出时域和频率优化指标, 使得 r 值的选取具有一定理论依据和自适应性.

3) 提出 4 种特征向量, 特征向量少、区分度高, 并设计决策树分类规则进行分类, 避免了建立标准模板, 通过信噪比分析, 结果表明 OGST 方法抗干扰能力强, 提取的扰动特征准确有效.

4) 提出起止时间、扰动幅值及扰动频率等扰动参数检测方法, 结果表明 OGST 方法比小波变换和 HHT 的检测精度更高, 并且适用于实测信号.

5) 工作展望: 本文采用的参数优化方法虽然能提高时域扰动分辨率和频域扰动分辨率. 但其优化方法基于 OGST 的时频矩阵, 采用重复赋值的方法, 计算效率有待提高. 本文下一步的工作是研究一种基于原始信号的全面优化方法, 且优化结果可以根据时频分辨率的需求进行调节, 避免重复赋值, 以便提高计算效率.

参考文献

- 林海雪. 电能质量指标的完善化及其展望. 中国电机工程学报, 2014, 34: 5073-5079
- 李涛, 何怡刚, 张宇. 基于提升小波的电能质量高效定位算法. 仪器仪表学报, 2013, 34: 281-288
- 张杨, 刘志刚. EEMD 在电能质量扰动检测中的应用. 电力自动化设备, 2011, 31: 86-91

- 4 唐求, 滕召胜, 高云鹏, 等. 基于 S 变换的平方检测法测量电压闪变. 中国电机工程学报, 2012, 32: 60–67
- 5 唐求, 滕召胜, 郭斯羽. 基于广义 S 变换的电压骤降特征量检测方法. 电子测量与仪器学报, 2012, 26: 113–119
- 6 Igor D, Ervin S, Jin J. Frequency-based window width optimization for S-transform. Int J Electron Commun (AEÜ), 2008, 62: 245–250
- 7 谢东, 张兴, 曹仁贤. 基于小波变换与神经网络的孤岛检测技术. 中国电机工程学报, 2014, 34: 537–544
- 8 Liu Z G, Zhang Q G, Han Z W. A new classification method for transient power quality combining spectral kurtosis with neural network. Neurocomputing, 2014, 125: 95–101
- 9 黄南天, 徐殿国, 刘晓胜. 基于 S 变换与 SVM 的电能质量复合扰动识别. 电工技术学报, 2011, 26: 23–30
- 10 王宏力, 何星, 陆敬辉, 等. 基于固定尺寸序贯极端学习机的模拟电路在线故障诊断. 仪器仪表学报, 2014, 35: 738–744
- 11 Ahmad T A, Shaimaa A E, Aboul E H. Fuzzy and hard clustering analysis for thyroid disease. Comput Meth Prog Bio, 2013, 111: 1–16
- 12 尹柏强, 何怡刚, 朱彦卿. 一种广义 S 变换及模糊 SOM 网络的电能质量多扰动检测和识别方法. 中国电机工程学报, 2015, 35: 866–872
- 13 李立, 易吉良, 朱建林. 采用改进不完全 S 变换估计电能质量扰动参数. 电工技术学报, 2011, 26: 187–192
- 14 Milan B, Dash P K. Detection and characterization of multiple power quality disturbances with a fast S-transform and decision tree based classifier. Digit Signal Process, 2013, 23: 1071–1083
- 15 郭俊文, 李开成, 何顺帆, 等. 基于改进不完全 S 变换与决策树的实时电能质量扰动分类. 电力系统保护与控制, 2013, 41: 103–110

Parameter optimized method for generalized S-transform algorithm and its application in the analysis of power quality disturbances

ZHANG ShuQing, LI Pan, ZHANG LiGuo, HU YongTao, ZHANG HangFei & REN Shuang

Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China

Aiming at the difficulties of optimizing parameter r for generalized S-transform (GST), a parameter optimized method for generalized S-transform is proposed and applied to the classification and detection of the power quality disturbances. The value of r for the fundamental frequency is set independently so as to reveal the time disturbance, convenient to optimize the values of r for other frequencies on the concentration of frequency disturbance. So the time-frequency disturbances characteristics can be obtained simultaneously in desirable resolution. The evaluating indicators for determining r are put forward so as to provide the theoretical basis to determine r adaptively. Based on the time-frequency matrix of this method, four disturbance characteristics are presented for classification by the decision tree classifier. The disturbance parameters such as starting and ending time, disturbance amplitude and harmonic components are further detected in this study. The experiment analysis and the application to real power engineering demonstrate that the method has good noise robustness and satisfactory accuracy.

optimized generalized S-transform, parameter optimization, decision tree, power quality analysis

doi: 10.1360/N092015-00253