doi:10.11918/j.issn.0367-6234.2015.09.010

采用多分辨率广义S变换的电能质量扰动识别

黄南天[1],张卫辉[1],徐殿国[2], 蔡国伟[1],刘 闯[1],张书鑫[1]

(1.东北电力大学 电气工程学院,132012 吉林 吉林;2. 哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院,150001 哈尔滨)

摘 要: 为提高电能质量复合扰动识别能力,提出一种采用多分辨率广义S变换(multiresolution generalized S-transform, GST)的扰动识别方法. 首先,将信号频谱分为低频、中频、高频3个频域,分别设定窗宽调整因子,使其在各个频域具有不同的时-频分辨率,满足不同扰动信号识别要求. 并针对高频振荡识别问题,设计基于基频傅里叶谱特征的自适应窗宽调整方法. 在此基础上,提取6种特征用于构建决策树. 最后,提出最小分类损失原则,确定决策树节点分类阈值,设计扰动分类器. 仿真与实测信号实验证明,新方法能够准确识别含5种复合扰动在内的13种扰动. 相较于S变换、广义S变换和Hyperbolic S变换,新方法具有更好的特征表现能力,分类效果好,抗噪声干扰能力强.

关键词: 电能质量;电能质量暂态扰动;S变换;多分辨率;决策树

中图分类号: TM714.3 **文献标志码**: A **文章编号**: 0367-6234(2015)09-0051-06

Classification of power quality disturbances utilizing multiresolution generalized S-transform

HUANG Nantian[1], ZHANG Weihui[1], XU Dianguo[2], CAI Guowei[1], LIU Chuang[1], ZHANG Shuxin[1]

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Dianli University, 132012 Jilin, Jilin, China;
2. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China)

Abstract: In order to improve the ability of complex power quality disturbances recognition, a new type of complex disturbances recognition approach based on Multiresolution Generalized S-transform (MGST) is proposed. Firstly, the spectrum of original signals is segmented into 3 frequency areas including low frequency area, medium frequency area and high frequency area. The width factor of window function in S-transform is defined respectively in different frequency areas. MGST has different time-frequency resolution in each frequency area in order to satisfy the recognition requirements of different disturbances in each frequency area. Otherwise, the width factor of window function in the high frequency area is adaptively adjusted according to the value of Fourier spectrum of the fundamental frequency. On this basis, the decision tree based on 6 features is constructed to recognize disturbance signals. Finally, the minimum classification faults rule is designed to get the optimum threshold of each node. The simulation and real signals experiments show that 13 types of disturbances including 5 types of complex disturbances are recognized accurately by the new approach. The new approach has better classification accuracy and noise immunity than other methods such as S-transform , generalized S-transform and Hyperbolic S-transform.

Keywords: power quality; power quality disturbance; S-transform; multiresolution; decision tree

电能质量暂态扰动分类是电能质量分析与控制的重要基础,对暂态治理、电力电子设备状态监控、扰动源定位等工作具有重要意义[1]. 随着智能电网将“安全、经济、电能质量”作为建设核心[2],电能质量的监控与分析对扰动识别的准确性、高效性提出了更高的要求. 常用的扰动识别方法一般包括信号处理与模式识别两个步骤[1]. 电力系统发生的扰动中含大量复合扰动,这对信号处理提出了更高的要求[3]. 同时,电能质量监测系统需要处理海量监测数据,因此,扰动识别方法需具有良好的分类效率.

现有信号处理方法多使用时-频分析方法,包括希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)[4]、小波变换(wavelet transform)[5]和S变换(S-transform, ST)[6-7]等. S变换具有较好的抗噪性,采用的高斯窗函数具有可变的时-频分辨率,能够满足不同频域信号的分析要求;其结果为二维的

收稿日期: 2014-07-05.
基金项目: 国家自然科学基金(51307020);吉林省科技发展计划(20150520114JH);吉林市科技发展计划(201464052).
作者简介: 黄南天(1980—),男,博士,副教授;
徐殿国(1960—),男,教授,博士生导师;
蔡国伟(1968—),男,教授,博士生导师.
通信作者: 黄南天,huangnantian@126.com.

时-频矩阵,便于提取信号的时域和频域特征. 广义 S 变换(generalized S-transform, GST)还可以通过改进窗函数,提高其时-频特征表现能力[7].

常用的模式识别方法包括神经网络(neural networks, NNs)[8]、支持向量机(support vector machine, SVM)[6]与决策树(decision tree, DT)[9]等. 相比其他方法,决策树分类效率高、实现简单,适用于对分类效率要求高的应用环境.

本文首先针对扰动信号特征频域分布特点开展分析,设计具有多重窗口宽度的多分辨率广义 S 变换(multiresolution generalized S-transform, MGST);然后,从原始信号及 MGST 时-频模矩阵中提取 6 种特征,构建决策树,并建立最小分类损失原则,确定含交叉样本的节点分类阈值;最后,通过对仿真与实测数据进行分类,对比不同方法的分类准确率,验证新方法的有效性与鲁棒性.

1 多分辨率广义 S 变换基本原理

1.1 广义 S 变换

Stockwell 等[10]于 1996 年提出了 S 变换方法. 设输入信号为 $h(t)$, 经过 S 变换后为

$$S(\tau,f)=\int_{-\infty}^{\infty}h(t)\,w(\tau-t,f)\,\mathrm{e}^{-\mathrm{i}2\pi ft}\mathrm{d}t, \tag{1}$$

$$w(t,f)=\frac{|f|}{\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{t^2f^2}{2}}. \tag{2}$$

其中: $w(t,f)$ 为高斯窗函数, $\sigma(f)=\dfrac{1}{|f|}$ 称为窗宽.

S 变换结果为一个二维复矩阵,称 S 矩阵(S-matrix). 对矩阵各元素求模后得到 S 模矩阵,列向量反映某时刻信号幅频特性,行向量描述信号在特定频率下的时域分布.

非平稳信号中,不同频率成分在发生畸变时的时-频分布特点不同. 其中,信号的高频部分变化剧烈,而低频部分变化相对平稳[11]. 国内学者为获得更好的时-频分辨率,引入窗宽调整因子 λ,使 $\sigma(f)=\dfrac{1}{\lambda|f|}$, 通过调整 λ 的值,使窗宽随频率成反比变化的速度发生改变,改进后的 S 变换形式为

$$S(\tau,f)=\int_{-\infty}^{\infty}h(t)\frac{\lambda|f|}{\sqrt{2\pi}}\mathrm{e}^{-\frac{(\tau-t)^2\lambda^2f^2}{2}}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi ft}\mathrm{d}t. \tag{3}$$

由式(3)可以得到广义 S 变换的离散表达式为

$$\begin{cases}S\left[\mathrm{j}T,\dfrac{n}{NT}\right]=\displaystyle\sum_{m=0}^{N-1}H\left[\frac{m+n}{NT}\right]G(m,n)\,\mathrm{e}^{\frac{\mathrm{i}2\pi mj}{N}},\ n\neq 0;\\ S[\mathrm{j}T,0]=\dfrac{1}{N}\displaystyle\sum_{m=0}^{N-1}h\left(\frac{m}{NT}\right),\qquad n=0.\end{cases} \tag{4}$$

$$G(m,n)=\mathrm{e}^{-\frac{2\pi^2m^2}{\lambda^2n^2}}. \tag{5}$$

其中: $f\to n/NT$, $\tau\to \mathrm{j}T$; $G(m,n)$ 由高斯窗函数 $w(t,f)$ 经快速傅里叶变换获得.

1.2 不同扰动信号时-频特征表现能力要求分析

从扰动信号能量的时-频分布特性分析,电压暂降、暂升、中断、闪变 4 类扰动信号能量集中于基频 50 Hz附近;谐波信号能量分布于基频和谐波频率(一般考虑 13 次以下奇次谐波)附近;暂态振荡信号扰动成分能量分布频域范围高于谐波频率;电压尖峰、电压切痕的扰动成分能量分布在基频和谐波频率附近,但谐波频域部分信号能量较小,容易受噪声干扰. 从扰动分析的需要看,低频扰动分析内容包括信号幅值变化及起止点定位等,需要 GST 具有更高的时间分辨率;谐波等中频扰动的分析目的为确定信号是否含有谐波成分,需要更高的频域分辨率;高频特征用于识别振荡与含振荡的复合扰动,要避免其他类型扰动信号的高频能量和噪声的影响. 因此,需要分别考虑不同频域的窗宽调整因子设定.

1.3 多分辨率广义 S 变换

现有广义 S 变换在分析复合扰动时,如果信号为含有谐波的复合扰动信号(如谐波含暂降等),GST 采用较小 λ 值进行分析,对复合扰动中的暂降、暂升等分析能力明显下降,影响分类准确率.

本文设计一种分频域优化的多分辨率广义 S 变换方法(multiresolution generalized S-transform, MGST). 将 GST 模矩阵按照扰动信号扰动成分所在频域分为低频、中频、高频 3 个频域,针对不同频域范围内扰动类型识别需要,定义不同的 λ 值. 低频频域为 1~100 Hz,主要用于分析扰动信号中包含的暂降、暂升、中断、闪变、尖峰、切痕 6 种扰动现象;中频部分为 101~700 Hz,主要识别扰动信号中的谐波成分;700 Hz 以上为高频频域,主要识别振荡成分. 通过分别设定不同频域的窗宽调整因子,以满足复合扰动分析要求.

1.3.1 低频与中频部分窗宽调整因子设定

由于将单一信号进行分频域处理,不需要考虑不同频域时-频分辨率难以兼顾的问题,因此新方法低频部分窗宽可以比 GST 更窄,取窗宽调整因子 $\lambda_{\mathrm{LF}}=2$; 中频部分比 GST 更宽,取窗宽调整因子 $\lambda_{\mathrm{MF}}=1/\sqrt{6}$. 窗宽调整因子通过统计实验确定.

1.3.2 高频部分窗宽调整因子确定

为区分电压暂降、中断和含振荡扰动,应保留较高的振荡信号高频能量,MGST 需要具有更高的时间分辨率;与噪声信号区分,则需要较高的频率分辨率,以抑制噪声能量对分类结果的干扰. 因此,高频部分采用单一窗宽调整因子不能满足振荡识别的需要.

因此，MGST 对高频部分窗宽调整因子进行自适应设定. 通过基频快速傅里叶谱值 A_F 判断信号是否含有基频扰动(暂降或中断). 为避免噪声干扰，通过统计实验，设定当 0.997 pu ≤ A_F ≤ 1.003 pu 时，判断信号基频无扰动，取 $\lambda_{HF} = 1/\sqrt{6}$；否则，判断信号基频有扰动，取 $\lambda_{HF} = \sqrt{2}$.

1.3.3　MGST 运算流程

MGST 运算流程如图 1 所示，虚线框内部分为较 S 变换增加的流程，新方法仅在 S 变换的基础上增加了基频谱值判定环节，未增加 S 变换的复杂度. 图中，FFT 为快速傅里叶变换，IFFT 为逆傅里叶变换.

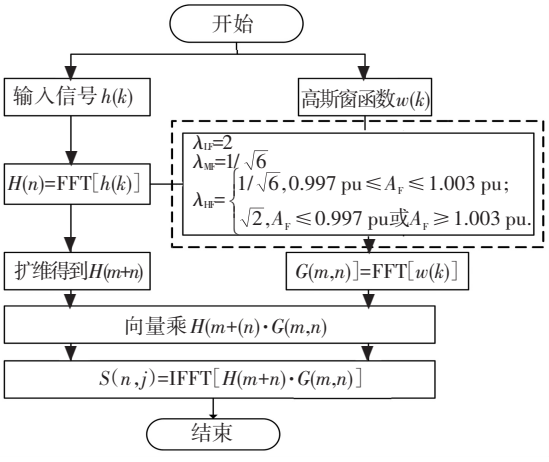


图 1　MGST 计算流程

比较采用 MGST、ST、GST、HST 4 种方法处理 100 组扰动信号所用时间，结果如图 2 所示. HST 需要处理更复杂的窗函数，GST 需要对谐波频域是否存在谐波进行判断，因此，计算时间略高于 ST 与 MGST. MGST 与 ST 所用计算时间接近. 与 HST 与 GST 相比较，新方法运算效率更高.

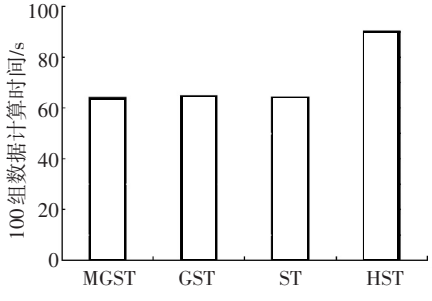
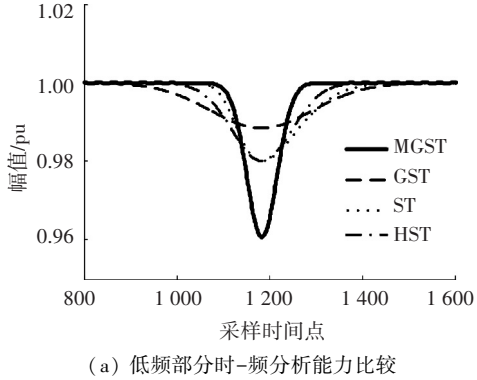


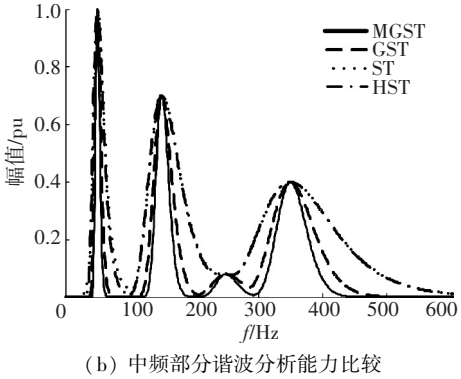
图 2　采用不同方法计算 100 组数据时间比较

1.4　MGST 性能分析

图 3 比较了 MGST 与 ST[7]、GST[8]、HST[14] 4 种方法在分析相同扰动信号时，中频与低频部分的时-频分析能力. 图 3(a)为不同变换后的基频幅值曲线. 分析信号类型为谐波含暂降，信号含 0.1 pu 下跌幅度的电压暂降和 3、5、7 次谐波，暂降发生的起始时刻为第 1 168 采样点，结束时间为第 1 200 采样点，持续 0.5 周期. 由图 3(a)可知，MGST 针对基频幅值下跌程度、时间定位等的分析结果相对准确，性能优于 ST、GST 与 HST. 图 3(b)比较了 MGST 与其他方法的谐波分析能力. 所分析谐波信号为 $h(t) = \sin\omega_0 t + 0.7\sin 3\omega_0 t + 0.08\sin 5\omega_0 t + 0.4\sin 7\omega_0 t$. 新方法分析结果受旁瓣效应影响更小，谐波分析更准确. 为避免振荡信号特征受噪声影响，采用信号的高频频域能量特征识别振荡. 当基频存在扰动时，MGST 在高频部分窗宽调整因子取值与 GST 相同，具有相同的特征表现能力. 当基频无扰动时，MGST 频率分辨率高于其他方法.



(a) 低频部分时-频分析能力比较



(b) 中频部分谐波分析能力比较

图 3　低频与中频时-频分析能力比较

2　扰动信号特征提取

2.1　扰动信号建模

扰动信号的分类研究需要覆盖所有扰动参数范围与不同信噪比的大量扰动数据. 由于实测数据一般仅包含一定范围内的扰动参数，不能满足全面分析的需要，因此，一般采用仿真方法获得扰动信号，采用 MATLAB7.0 生成扰动信号，相关参数参考文献[11-13]设计. 其中，设定电力系统基频为 50 Hz，标准信号幅值取标幺值 1 pu，信号采样率为 3.2 kHz.

2.2　基于 MGST 的扰动信号分析

从单一扰动看，电压暂降、暂升、中断、闪变、尖峰、切痕 6 类扰动的特征主要集中于低频部分，且基频畸变特性各有不同；谐波主要集中于中频部分；振

荡主要集中于高频部分. 复合扰动同时兼具不同扰动类型特征,分别体现在不同频域范围内. 因此可以从不同频域范围内提取特征用于扰动识别.

与其他方法相比,分频域提取特征可以通过 MGST 的多分辨率特性获得更具针对性的特征.

2.3 扰动信号特征提取

综上分析,确定 6 种特征构建分类决策树. 从原始信号中提取信号 1/4 周期能量跌落幅度 D(特征 1,F1)与上升幅度 R(特征 2,F2),共 2 个特征. 从 MGST 模矩阵中提取基频对应幅值标准差 σ_{Fstd}(特征 3,F3)、基频归一化幅值因子 A_f(特征 4,F4)、中频各个频率对应平均幅值最大值 A_{Mmax}(特征 5,F5)与高频能量 E_{HF}(特征 6,F6),共 4 个特征.

F1 与 F2 的特征计算方法分别为

$$D = \frac{\min[R(m)]}{R_0}, \tag{6}$$

$$R = \frac{\max[R(m)]}{R_0}. \tag{7}$$

其中: $R(m)$ 为原始信号各 1/4 周期的均方根值, $R(m) = \sqrt{\frac{1}{16}\sum_{k=16m-15}^{k=16m} h^2(k)}$; R_0 为无噪声标准电能质量信号的 1/4 周期的均方根值.

F3、F4、F5、F6 的特征计算方法分别为

$$\sigma_{\mathrm{Fstd}} = \left\{\frac{1}{N}\sum_j\left[S(n_0 j) - \frac{1}{N}\sum_j S(n_0 j)\right]^2\right\}^{\frac{1}{2}}, \tag{8}$$

$$A_f = \frac{A_{\mathrm{Max}} + A_{\mathrm{Min}} - 1}{2}, \tag{9}$$

$$A_{\mathrm{Mmax}} = \max\left[\frac{\sum_j S(n_{\mathrm{H}}, j)}{N}\right], \tag{10}$$

$$E_{\mathrm{HF}} = \sum_{n=701}^{1\,600}\sum_{j=1}^{3\,200} S_{\mathrm{th}}{}^2(n,j). \tag{11}$$

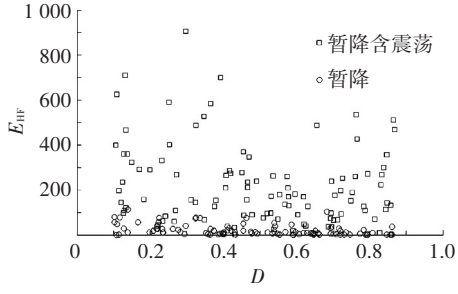
其中: n_0 为基频; A_{Max} 为基频各采样点对应幅值中的最大值; A_{Min} 为基频各采样点对应幅值中的最小值; n_{H} 为中频部分频率, 101 Hz $\leqslant n_{\mathrm{H}} \leqslant$ 700 Hz; S_{th} 为高频频域内幅值大于特定阈值的元素,经统计实验得出,当阈值设为 0.02 时,降噪效果较好.

3 基于决策树的扰动信号分类器设计

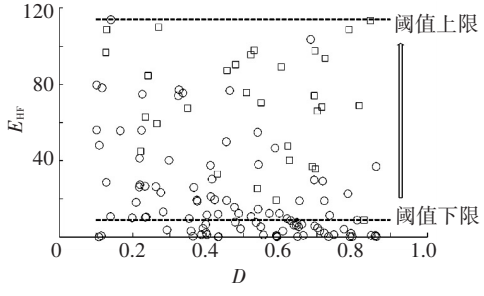
决策树通过将复杂问题转化为若干二分类问题,实现扰动信号的识别. 分类效率高,实现简单[9]. 但其分类效果依赖于特征的分类能力,且不同噪声水平下,最优分类阈值变化较大. 电力系统中的实测信号信噪比难以确定,因此,应该在随机噪声环境下,确定节点阈值.

3.1 采用最小分类损失原则确定分类阈值

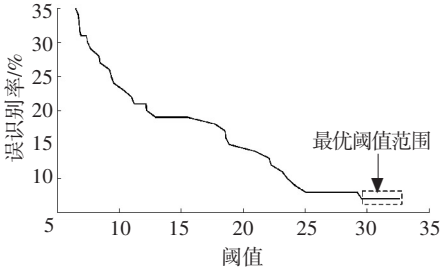
本文识别包括电压暂降 C1、电压暂升 C2、电压中断 C3、闪变 C4、暂态振荡 C5、谐波 C6、电压切痕 C7、电压尖峰 C8 共 8 种单一扰动,以及谐波含暂降 C9、谐波含暂升 C10、谐波含闪变 C11、谐波含振荡 C12、暂降含振荡 C13 共 5 种复合扰动. 仿真生成覆盖不同扰动参数且信噪比为 30~50 dB 随机仿真信号,每类 500 组,共 6 500 组开展统计分析. 并设计最小分类损失原则,确定分类阈值. 阈值的确定过程如图 4 所示.



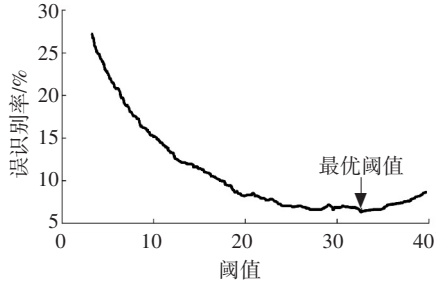
(a)待分类样本二维散点图(每类 100 组)



(b)样本交叉情况



(c)采用不同阈值误识别率变化曲线(训练样本每类 100 组)



(d)采用不同阈值误识别率变化曲线(训练样本每类 500 组)

图 4 基于最小分类损失原则的阈值确定过程

图 4(a)为暂降和暂降含振荡两类扰动的 100 组样本特征值分布. 图 4(b)为样本 F6 特征值交叉部分. 为了确定最优阈值,定义误识别率为

$$E_r = \frac{p}{M} \times 100\%. \quad (12)$$

其中：p 为误识别待分类样本数，M 为样本总数.

设交叉范围内样本特征值为分类阈值，在其中寻找 E_r 最小值对应的阈值，即确定具有最小分类损失的阈值. 阈值确定过程：1）确定交叉样本区域，以交叉样本特征的最大值与最小值作为阈值上限与下限，如图 4(b)所示；2）交叉区域样本特征值分别作为分类阈值，并计算取不同阈值时的 E_r；3）选择对应 E_r 最小值 $E_{r\ min}$ 的特征值作为分类阈值，如果样本多于 1 个，则取最优阈值范围中间值为分类阈值.

由图 4 可知，当训练样本较多时，阈值更加精确. 因此，决策树各节点分类阈值均通过每类扰动样本 500 组分析确定.

3.2　基于决策树的扰动信号分类器设计

决策树分类器结构如图 5 所示. 其中，无交叉样本节点阈值由无交叉特征值范围的中间值确定；含交叉样本的节点阈值由最小分类损失原则确定.

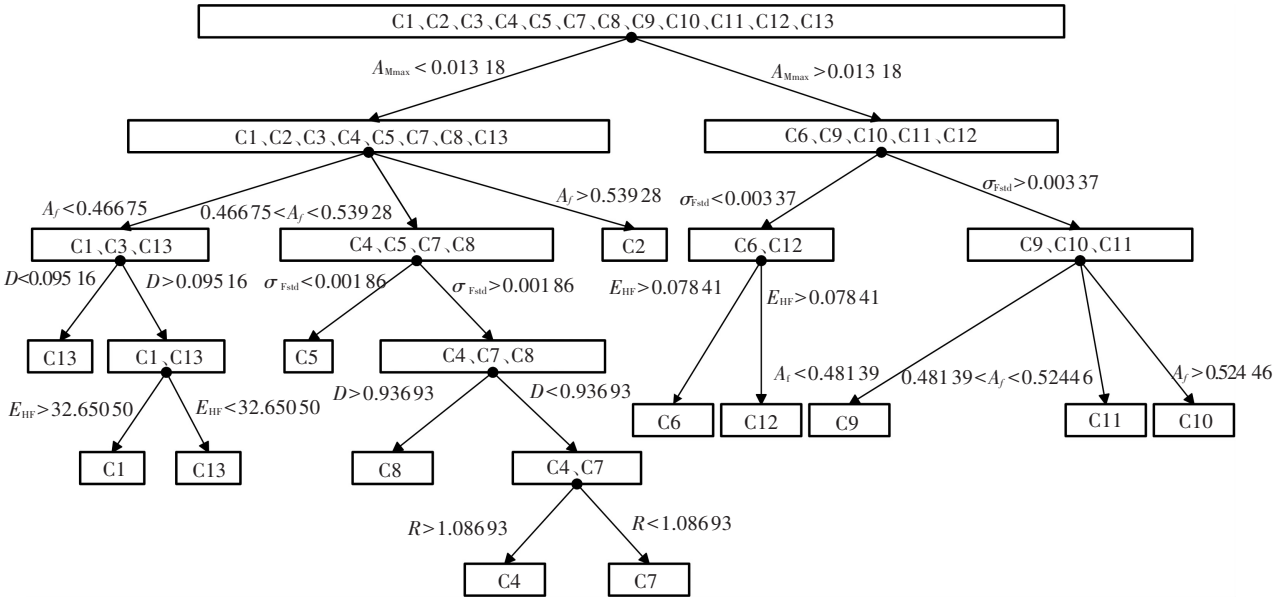


图 5　决策树结构图

4　仿真与实测数据验证

4.1　仿真实验

仿真生成信噪比分别为 30、40、50 dB 以及 30～50 dB 随机值的仿真信号，每类各 500 组，验证新方法有效性. 并构建基于 ST[6]、GST[7]、HST[14] 的决策树，开展比较试验. 表 1 为随机噪声环境下，应用 4 种分类方法分别进行分类时的准确率比较表. 由表 1 可见，新方法在识别不同类别扰动信号时，分类准确率均为最高. 在识别复合扰动 C9～C13 时，优势尤其明显. 表 2 分别为 30、40、50 dB 噪声环境下 4 种分类方法的分类准确率. 由表 2 可见，新方法在不同噪声水平下的分类总准确率均高于其他方法，且保持在 97.66%以上，具有良好的抗噪性和鲁棒性.

4.2　实测信号实验

采用葡萄牙某电网 2006 年 11 月间实测单相电能质量信号 952 组开展分析[15]. 根据文献[15]提出的扰动识别方法，该组实测信号中 25 组扰动信号被识别为暂降，5 组被识别为中断，910 组被识别为暂态振荡，8 组被识别为谐波，4 组信号扰动类型未能确定. 采用新方法识别以上实测信号，验证新方法有效性. 实验过程中取采样率为 10 kHz，并对信号电压幅值进行归一化预处理.

表 1　分类准确率比较

类别	准确率/%			
	MGST	GST	ST	HST
C1	99.2	99	98.8	98.8
C2	99.6	99	97.8	97.6
C3	100	100	100	100
C4	100	100	100	100
C5	100	100	100	100
C6	99.8	99.2	97.4	98.2
C7	99.6	99.6	99.6	99.6
C8	99.6	99.6	99.6	99.6
C9	100	99.8	100	100
C10	100	98.4	99.2	99.2
C11	100	91.4	100	100
C12	99.4	99	98	97.2
C13	87.4	86	83.6	83.6

表2 不同噪声环境下分类准确率比较

信噪比/dB	准确率/%			
	MGST	GST	ST	HST
50	98.60	97.46	98.12	97.98
40	98.63	97.54	98.12	98.02
30	97.66	93.38	90.43	91.17

实验结果显示,新方法对中断与暂态振荡信号的识别结果与原系统相同. 由于对暂降幅值变化程度定义不同,原系统识别的25组暂降信号中,19组信号幅值下跌幅度不足0.1 pu,不满足IEEE 1159—1995标准定义,因此不予考虑;在下跌幅值超过0.1 pu的6组样本中,3组识别为电压暂降;3组含有谐波成分,识别为谐波含暂降. 新方法将原方法的8组谐波信号中的5组识别为谐波,3组识别为谐波含闪变. 原系统无法识别的4种扰动,由新方法分析后得到的特征值及识别结果见表3. 综合以上分析可知,文献[15]采用的识别系统未考虑复合扰动情况,而新方法提高了复合扰动的识别能力,成功的识别出原系统未发现的复合扰动,具有更好的复合扰动识别能力,能够满足实际电能质量信号分析的要求.

表3 未知类型实测信号特征值与识别结果

未知类型信号	F1	F2	F3	F4	F5	F6	识别结果
1	0.941 7	1.055 2	0.006 6	0.512 7	0.024 3	0.223 6	谐波含闪变
2	0.977 5	1.069 9	0.000 264	0.522 5	0.009 6	136.303 8	暂态振荡
3	0.973 5	1.057 8	0.002 3	0.519 8	0.016 5	0	谐波
4	0.944 1	1.120 6	0.006 3	0.521 1	0.023 0	0	谐波含闪变

5 结 论

1)针对不同扰动信号的特征表现要求,自适应定义不同频域范围内的窗函数宽度调整因子,提高了广义S变换的复合扰动识别能力.

2)从不同频域提取扰动特征,降低了特征运算量,避免了不同频域信号成分对特征值的干扰. 同时,从原始信号中提取的特征,能够有效提高参数范围相邻的暂降与中断两类扰动的识别准确率.

3)设计了随机噪声环境下的最小分类损失原则,用于确定含交叉样本的节点的分类阈值.

4)通过仿真与实测信号实验,验证了新方法的有效性与实用性. 将新方法与现有研究成果中的不完全S变换、并行S变换等相结合,能够提高MGST运算速度. 此外,现有研究未考虑对高次谐波的识别,如何区分高次谐波和暂态振荡是未来工作的难点.

参考文献

[1] LIEBERMAND G, ROMERO-TRONCOSO R J, OSORNIO-RIOS R A, et al. Techniques and methodologies for power quality analysis and disturbances classification in power systems: a review [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2011, 5(4): 519-529.

[2] 张伯明,孙宏斌,吴文传,等. 智能电网控制中心技术的未来发展[J]. 电力系统自动化,2009,33(17):21-28.

[3] FARZANEHRAFAT A, WATSON N R. Power quality state estimator for smart distribution grids [J]. IEEE Transactions on Power System,2013, 28(3):2183-2191.

[4] BISWALM, DASH P K. Detection and characterization of multiple power quality disturbances with a fast S-transform and decision tree based classifier [J]. Digital Signal Processing, 2013, 23:1071-1083.

[5] 李天云,赵研,李楠,等. 基于HHT的电能质量检测新方法[J].中国电机工程学报,2005,25(17):52-56.

[6] 李涛,夏浪,张宇,等. 基于提升复小波的暂态电能质量扰动的检测与定位[J]. 中国电机工程学报,2011,25(9):66-72.

[7] 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[J]. 电工技术学报,2011,10(10):23-30.

[8] 徐方维,杨洪耕,叶茂清,等. 基于改进S变换的电能质量扰动分类[J]. 中国电机工程学报,2012 ,32(4):77-84.

[9] 林圣,何正友,臧天磊,等. 基于粗神经网络的输电线路故障分类方法[J]. 中国电机工程学报,2010,30(28):72-79.

[10] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: the S transform[J]. IEEE Trans on Signal Process, 1996, 44(4): 998-1001.

[11] 王丽霞,何正友,赵静. 一种基于线性时频分布和二进制阈值特征矩阵的电能质量分类方法[J]. 电工技术学报,2011,26(4):185-191.

[12] 占勇,程浩忠,丁屹峰,等. 基于S变换的电能质量扰动支持向量机分类识别[J]. 中国电机工程学报,2005,25(4):51-56.

[13] HOOSHMAND R, ENSHAEE A. Detection and classification of single and combined power quality disturbances using fuzzy systems oriented by particle swarm optimization algorithm [J]. Electric Power Systems Research, 2010, 80: 1552-1561.

[14] ROBERT P C, MANSINHA L. The S-transform with windows of arbitrary and varying shape[J]. Geophysics, 2003, 68(1): 381-385.

[15] RADIL T, RAMOS P M, JANEIRO F M, et al. PQ monitoring system for real-time detection and classification of disturbances in a single-phase power system [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008, 57(8):1725-1733.

(编辑 魏希柱)