

DOI: 10.7667/PSPC180587

# 基于分段改进 S 变换的复合电能质量扰动识别

杨剑锋<sup>1,2</sup>, 姜爽<sup>1</sup>, 石戈戈<sup>1</sup>

(1. 兰州交通大学自动化与电气工程学院; 甘肃 兰州 730070;  
2. 兰州交通大学光电技术与智能控制教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:** 针对存在多种单一电能质量扰动的复合扰动分类识别问题, 提出了一种基于分段改进 S 变换和 RBF 神经网络相结合的复合电能质量扰动识别新方法。首先对离散 S 变换进行了分段改进, 将时域分辨率和频域分辨率进行分段处理, 通过分析改进 S 变换得到的模时频矩阵, 绘制了能够反映扰动信号不同突变参数的特性曲线。其次利用统计方法优化计算提取了 10 种用于模式识别的特征量, 并用局部逼近的 RBF 神经网络设计了分类器对提取的特征样本进行训练和分类, 最后在不同噪声环境下对 5 种单一扰动及谐波+电压暂降、电压暂降+闪变等 6 类复合电能质量扰动的分类识别进行了仿真验证。仿真结果表明, 该方案时频处理、分类能力和学习速度等方面均优于普通改进 S 变换+全局逼近网络的方法, 且鲁棒性强, 能准确识别多种单一扰动及两种扰动同时存在的复合电能质量扰动。

**关键词:** 复合扰动; 分段改进 S 变换; 时频特性; RBF 神经网络; 特征提取

## Classification of composite power quality disturbances based on piecewise-modified S transform

YANG Jianfeng<sup>1,2</sup>, JIANG Shuang<sup>1</sup>, SHI Gege<sup>1</sup>

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. Key Laboratory of Opto-Technology and Intelligent Control Ministry of Education, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** Aiming at the classification and recognition problem of composite power quality disturbances, a composite power quality disturbance recognition algorithm based on piecewise-modified S transform and RBF neural network is proposed. Firstly, the S transform is modified by segmenting the time resolution and the frequency resolution. By analyzing the obtained mode time-frequency matrix, the characteristic curve that can reflect different mutation parameters of the disturbance signal is drawn. Secondly, 10 types of characteristic parameters for pattern recognition are extracted by using statistical methods and optimization. The RBF neural network classifier is designed to classify the extracted feature samples by training and classification. Finally, six types of composite power quality disturbance classification including five single disturbances and harmonic and voltage sag, voltage sag and flicker, etc. are simulated under different noise environment. The simulation results show that the proposed scheme is superior to S transform and global approximation networks in terms of time-frequency processing ability, classification ability and learning speed, and is robust and can accurately identify multiple kinds of single disturbances and two kinds of disturbances simultaneously composite power quality disturbance.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61863023).

**Key words:** composite disturbances; piecewise-modified S transform; time-frequency characteristic; RBF neural network; feature extraction

## 0 引言

电能质量(Power-Quality)涉及到电力系统网络

与用户终端设备之间的各种电磁现象。近年来由于工业和居民用电负荷的迅速增加以及大量现代电力电子设备的应用, 使得电力系统功率分布更加复杂, 电能质量进一步恶化<sup>[1]</sup>。改善电能质量最重要的关键点是能够精确迅速地对电能质量各扰动进行检测与识别<sup>[2]</sup>。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61863023); 国网甘肃省电力公司科技项目(SGGSKY00DJJS1800118)

电能质量扰动的识别可分为提取用于检测的特征量和分类器训练识别两个步骤<sup>[3]</sup>。主流的时频分析检测法有短时傅里叶变换法(Short-time Fourier Transform-STFT)<sup>[4]</sup>、希尔伯特-黄变换法(Hilbert-Huang Transform-HHT)<sup>[5]</sup>、dq 变换法<sup>[6]</sup>、小波变换法(Wavelet Transform-WT)<sup>[7]</sup>等。在实际运行的电力系统中, 多种单一扰动可能同时存在, 如谐波和电压暂降、谐波和电压暂升、电压闪变和电压暂降等<sup>[8]</sup>, 因此对复合电能质量扰动分类方法的研究有着十分重要的价值。

针对复合扰动的分类识别问题, 文献[9]提出 S 变换结合 SVM 的识别方法, 利用 S 变化算法克服了窗宽不能改变的缺点, 文献[10]对 S 变换引入窗宽系数后提出了改进 S 变换, 但对于复合扰动的时频分解仍具有局限性。本文基于改进 S 变换提出了分段处理新方法, 克服了改进 S 变换不能同时兼顾时域和频域的缺点; 然后, 通过分析扰动信号经分段改进 S 变换后得到的模时频矩阵, 绘制了能够反映扰动信号不同突变参数的特性曲线, 提取了 10 种用于模式识别的特征值; 最后, 使用局部感知的 RBF 神经网络算法对电压暂降、电压暂升等单一电能质量扰动, 以及谐波+暂降、暂降+闪变等复合电能质量扰动进行识别分类, 并与同类算法进行了对比分析。

## 1 电能质量复合扰动

在电力系统中, 按扰动时间因素可将电能质量扰动信号分为稳态扰动和暂态扰动两大类<sup>[11]</sup>, 如表 1 所示。

表 1 电能质量扰动类型分类

Table 1 Classification of power quality disturbances	
类别	名称
暂态扰动	电压暂降、电压暂升、电压中断、振荡暂态、脉冲暂态
稳态扰动	电压闪变、欠电压、过电压、谐波、间谐波

由于真实电能质量扰动发生的时间、位置不确定性, 因此实验中大多采用扰动模拟信号进行仿真。本文基于 IEEE-1159 标准, 根据文献[12-14], 利用单一扰动信号的叠加产生了复合电能质量扰动模型见表 2 所示。

复合电能质量扰动分类识别的难点在于特征值的提取, 由于复合扰动是不同单一扰动无规律的叠加, 会使得特征量的区别程度有所降低, 当叠加的种类逐渐增多时, 区分各扰动的特征值会逐渐失效<sup>[15]</sup>。

表 2 复合电能质量扰动信号模型

Table 2 Composite power quality disturbance signal models

扰动类型	模拟信号数学模型
谐波+暂降 (A)	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) (\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$
谐波+暂升 (B)	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) (\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$
谐波+闪变 (C)	$V(t) = (1 + \alpha_f(\sin(\beta\omega t))) (\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$
谐波+电压中断 (D)	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) (\alpha_1 \sin(\omega t) + \alpha_3 \sin(3\omega t) + \alpha_5 \sin(5\omega t) + \alpha_7 \sin(7\omega t))$
暂降+闪变 (E)	$V(t) = (1 - \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin \omega t + (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t)) \sin \omega t$
暂升+闪变 (F)	$V(t) = (1 + \alpha(u(t-t_1) - u(t-t_2))) \sin \omega t + (1 + \alpha_f \sin(\beta\omega t)) \sin \omega t$

## 2 分段改进 S 变换的提出

### 2.1 S 变换基本原理

S 变换是在连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)基础上的一种扩展, 可以看成是对 CWT 的一种相位修正, 并且可以从 CWT 的计算公式中推导而来<sup>[16]</sup>。S 变换所用的高斯窗的宽高可随频率不断调整, 这就克服了 STFT 窗宽不能改变的缺点, 并且在高频部分比 CWT 分解更加细致。

信号  $x(t)$  一维连续 S 变换的计算公式可在傅里叶变换的基础上推导得到<sup>[17]</sup>。利用傅里叶变换与卷积定理, 可得

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi ft} dt \quad (1)$$

式中:  $\sigma(f) = 1/|f|$  是高斯窗函数的窗宽;  $\tau$  为高斯窗函数的中心。

连续信号  $x(t)$  的离散表达式  $x(kT)$  的离散傅里叶变换为

$$X\left[\frac{n}{NT}\right] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(kT) \exp(-j\frac{2\pi nk}{N}) \quad (2)$$

式中:  $n = 0, 1, \dots, N-1$ ;  $T$  为采样周期;  $N$  为采样点数。

联立以上两式, 信号  $x(kT)$  的离散 S 变换为

$$S\left[kT, \frac{n}{NT}\right] = \sum_{m=0}^{N-1} X\left[\frac{m+n}{NT}\right] \exp(-\frac{2\pi^2 m^2}{n^2}) \exp(j\frac{2\pi mk}{N}) \quad n \neq 0 \quad (3)$$

$$S[kT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} x\left[\frac{m}{NT}\right] \quad n = 0 \quad (4)$$

式中:  $k, m = 0, 1, \dots, N-1$ ,  $n = 1, 2, \dots, N-1$ 。

## 2.2 分段改进 S 变换

文献[18]对 S 变换中高斯窗函数进行修改, 引入窗宽调节因子后得到改进 S 变换表达式为

$$S_{\text{MST}}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{\sqrt{\frac{f}{\lambda}}}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 \frac{f}{\lambda}}{2}} e^{-j2\pi ft} dt \quad (5)$$

式中,  $\lambda$  为窗宽调节因子。

当  $\lambda > 1$  时, 使得高斯窗变宽, 提高了其频域分辨率; 当  $0 < \lambda < 1$  时, 使得高斯窗变窄, 提高了其时域分辨率。对于实际运行的电力系统中的复合电能质量扰动, 扰动信号一般含有多种频率成分, 此时选择较大或者较小的调节因子, 都不能同时兼顾时域或频域的分辨率要求, 使得提取的特征值不够精确。

针对复合电能质量扰动的特殊情况, 以扰动成分频率为自变量将 S 变换进一步改进为分段函数的形式。对于不含有谐波信号的扰动, 电力系统中的暂态扰动为基频 50 Hz, 故将复合扰动信号分解为低频信号和高频信号两部分, 本文将 100 Hz 以上的频率区段定义为高频区段。信号  $x(t)$  的一维连续分段改进 S 变换(Piecewise-Modified S Transform, PMST)表达式为

$$S_{\text{PMST}}(\tau, f) = \begin{cases} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi g_1}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2g_1}} e^{-j2\pi ft} dt, & f < 100 \text{ Hz} \\ \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi g_2}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2g_2}} e^{-j2\pi ft} dt, & f > 100 \text{ Hz} \end{cases} \quad (6)$$

根据式(3)、式(4)、式(6)可得信号  $x(kT)$  分段改进 S 变换的离散表达式为

$$S_{\text{PMST}}\left[jT, \frac{n}{NT}\right] = \begin{cases} \sum_{m=0}^{N-1} X\left[\frac{m+n}{NT}\right] \exp\left(-\frac{2\pi^2 m^2 g_1}{n^2}\right) \exp\left(j\frac{2\pi mk}{N}\right) & (0 < n < 100NT) \\ \sum_{m=0}^{N-1} X\left[\frac{m+n}{NT}\right] \exp\left(-\frac{2\pi^2 m^2 g_2}{n^2}\right) \exp\left(j\frac{2\pi mk}{N}\right) & (n \geq 100NT) \end{cases} \quad (7)$$

通过上述分析, 分段改进 S 变换的好处是对于低频区段的扰动, 可设置一个较小的调节因子, 对于谐波等高频区段的扰动, 可设置一个较大的调节因子, 从而使得 S 变换分段改进后的数据能够同时突出低频暂态扰动的时域突变特性和高频扰动的频域突变特性, 极大地提高了特征量的精确度。

## 2.3 窗宽系数 $g$ 值的设置

对于复合电能质量扰动来说, 必须要同时考虑时域的突变特性和频域的突变特性, 因此调节因子的设置就必须同时兼顾时域及频域分辨率。为了使识别精度最高, 本文对不同频段下的分段改进 S 变换调节因子设置做了进一步讨论。

对于低频段电能质量扰动, 特征量的提取主要为时域突变的参数, 故应该将低频区段的调节因子设置的较小, 使得高斯窗变窄, 以此来提高其时域分辨率。基频区段扰动以电压暂降为例, 暂降幅值为 0.5 p.u., 扰动持续时间为  $4T$ , 采样时间为 0.2 s, 不同调节因子下的扰动 S 变换时间幅值包络线见图 1 所示。对比图 1(a)、图 1(b)可以清晰地看出, 在基频区段下, 当  $g$  取值过大会严重的降低时域分辨率, 使得暂降扰动的幅值几乎没有变化, 要想提高时域分辨率需要将  $g$  值设置在小于 1 的范围内, 但过小的  $g$  值会导致受噪声影响较大, 综合考虑较高的时域分辨率和噪声影响, 本文取低频段的窗宽系数  $g_1=0.15$ 。

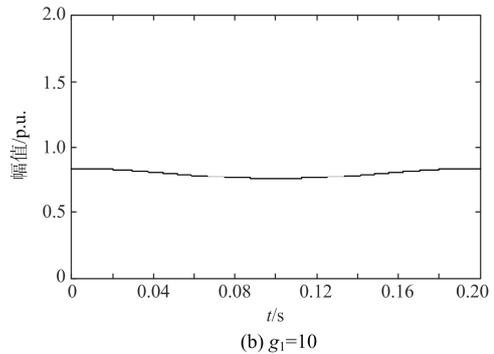
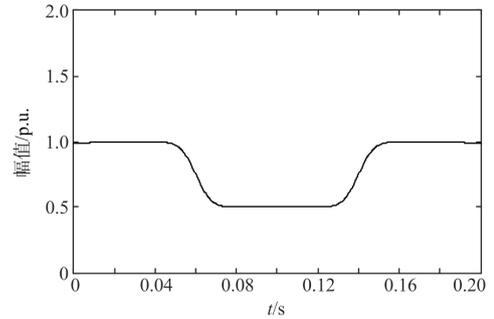


图 1 不同  $g$  值下的电压暂降时间幅值包络线  
Fig. 1 Time amplitude envelope of voltage sag in different value of  $g$

高频区段扰动以谐波电压为例, 主要含有 3 次、5 次、7 次谐波且幅值设置为 0.1 p.u., 采样时间为 0.2 s, 不同调节因子下的扰动改进 S 变换频率

幅值包络线见图 2 所示。在高频区段下, 当  $g$  取值过小时会严重影响频域分辨率, 使得各次谐波的频谱不能清晰区分, 影响了频域特征量的提取精度。综合考虑较高的频域分辨率和噪声影响, 本文取高频段的窗宽系数  $g_2=10$ , 为了便于比较, 频率采用归一化表示。

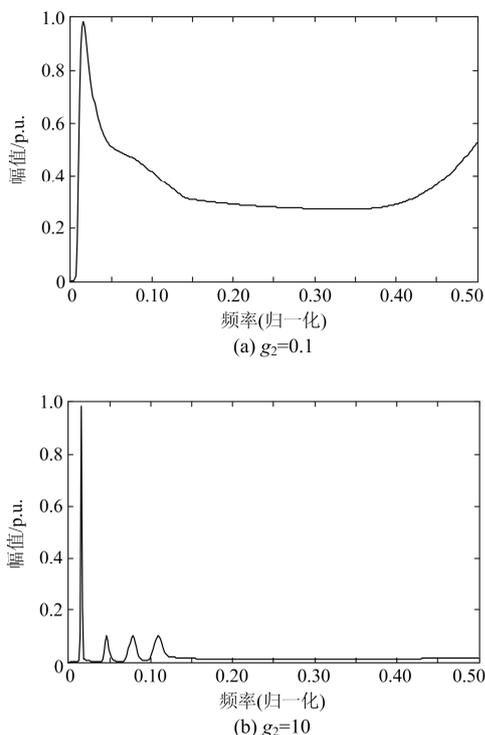


图 2 不同  $g$  值下的谐波电压频率幅值包络线  
Fig. 2 Frequency amplitude envelope of voltage sag in different value of  $g$

### 3 RBF 神经网络分类器设计

#### 3.1 RBF 神经网络算法

径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN)是一种局部逼近的前向神经网络, 摆脱了每个输入输出点都需要一个或多个权值或自适应可调参数。当 RBFNN 结合自组织和监督学习时, 其训练速度远高于多层感知器<sup>[19]</sup>。

RBF 神经网络结构分为: 输入层、隐含层和输出层, 隐含层完成对基函数参数的调整<sup>[20-21]</sup>。输入层向量为  $X = n[x_1, x_2, \dots, x_n]$ ; 隐含层到输出层的权值向量为  $W = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m]^T$ ; 常用的径向基函数为  $h_j$ , 网络的输出为  $y_m$ 。RBF 网络结构图见图 4。

输入层与隐含层之间的连接, 是将输入向量进行非线性映射, 即将  $n$  维的输入数据映射成为  $m$  维数据, 其表达式为

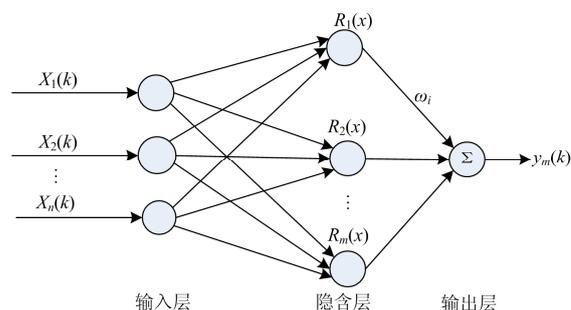


图 3 RBF 神经网络结构图  
Fig. 3 Structure of RBF neural network

$$h_j = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (8)$$

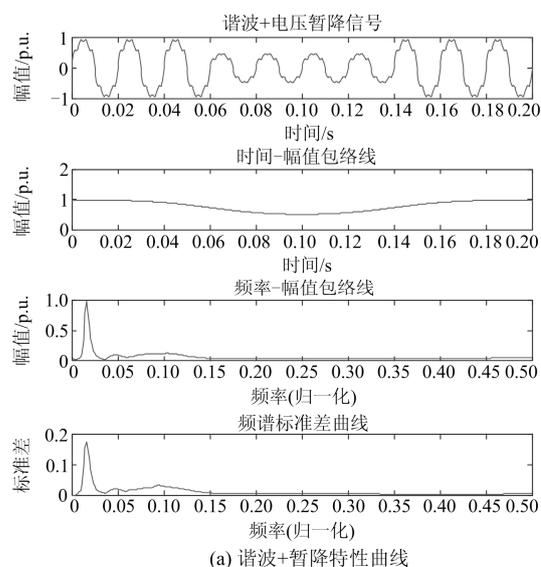
隐含层与输出层之间的连接, 是将隐含层神经元的输出数据通过线性加权求和计算之后, 从网络的输出层输出, 其表达式为

$$y_m = \sum_j^m \omega_j h_j \quad (9)$$

#### 3.2 复合扰动特征量提取

本文主要对 6 种复合扰动进行了研究, 即谐波+暂降、谐波+暂升、谐波+中断、谐波+闪变、暂降+闪变、暂升+闪变。综合扰动突变参数特性, 本文用于特征提取的特性曲线有: 时间幅值包络线、频率幅值包络线、频谱标准差曲线, 见图 4 所示。其中频率选用归一化频率, 易于比较。

扰动信号的特性曲线准确地刻画出了不同复合扰动的特点。对于含有谐波的复合扰动, 从图 4(a)至图 4(d)频率幅值包络线中可以看出因为谐波成分影响出现多个尖峰; 图 4(e)及图 4(f)频率幅值包络线中由于不含有谐波影响, 频率幅值包络线的极大值均出现在 50 Hz 处。对于幅值产生突变的扰动,



(a) 谐波+暂降特性曲线



图 4 复合电能质量扰动特性曲线  
 Fig. 4 Characteristic curve of composite power quality disturbances

从图 4(a)至图 4(f)的时间幅值包络线中可以看出，含有电压暂降、电压暂升、电压中断的扰动，其幅值产生短时的上升或下跌，其中电压中断幅值跌落最为严重；只有闪变扰动叠加时，幅值会发生不规则的波动现象。

分析各种扰动信号的分段改进 S 变换特性曲线，本文从各复合扰动特性曲线中提取了 10 组用于分类识别的特征量见表 3。

设  $x_i$  为扰动样本向量  $X$  中某采样点电压幅值。其中， $1 \leq i \leq N$ ， $N$  为扰动样本包含的采样点个数。相关特征量计算公式如下所述。

表 3 电能质量复合扰动特征量

Table 3 Characteristic parameters of composite power quality disturbances

特征量类型	特征量算法
F1	时间幅值包络线均值
F2	时间幅值包络线标准差
F3	基频幅值中幅值小于 95% 的采样点个数
F4	基频幅值中幅值大于 105% 的采样点个数
F5	基频幅值中幅值小于 20% 的采样点个数
F6	频率幅值包络线第二个极大值点所对应的频率
F7	频率幅值包络线第三个极大值点所对应的频率
F8	频率幅值包络线第四个极大值点所对应的频率
F9	频率幅值包络线的标准差
F10	频谱标准差的平方根均值

$$\text{均值: } \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (10)$$

$$\text{标准差: } \sigma_{\text{STD}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (11)$$

$$\text{平方根均值: } Q_n = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (12)$$

### 3.3 RBF 神经网络输出设置

RBF 神经网络输出设置应该遵循与分类样本数量对应的原则。本文设置 RBF 网络输入节点个数为 10, 对应扰动信号经 S 变换后提取的 10 组特征量, 输出节点个数为 5, 分别对应 5 种单一扰动。复合扰动的输出向量为其对应单一扰动的叠加, 其设置形式见表 4。

表 4 RBF 网络输出设置

Table 4 RBF neural network outputs setting

复合扰动	$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
类型 A	1	0	0	0	1
类型 B	0	1	0	0	1
类型 C	0	0	1	0	1
类型 D	0	0	0	1	1
类型 E	1	0	1	0	0
类型 F	0	1	1	0	0

## 4 仿真实验

基于表 2 复合扰动模型, 本文使用 Matlab 软件生成每种扰动信号 200 组, 其中 100 组作为 RBF 网络的训练数据, 其余作为测试数据, 扰动持续时间和幅值均为随机产生。信号的采样率为 3.2 kHz, 采样时间为 0.2 s, 基波频率为 50 Hz, 改进前后分类精度均控制在 20 dB 噪声环境下。分类器使用 Matlab 中 newrb() 函数创建, 采用正则化网络结构, 径向基函数选择高斯函数, 即

$$h_j(x) = f_j \left( \frac{\|x - c_j\|}{b_j} \right) = \exp \left( - \frac{\|x - c_j\|^2}{b_j^2} \right) \quad (13)$$

式中:  $C_j$  为第  $j$  个基函数的中心节点的值;  $b_j$  决定该基函数围绕中心点的宽度并且是一个可以自由选择参数。

散布常数 spread 是 RBF 神经网络的重要参数, spread 的值设置越大, 其测试样本的结果越光滑, 但设置的过大又会影响网络的响应时间和拟合精度, 本文经仿真调试当 spread 为 29 时分类精度最佳, 仿真结果见表 5。

为了更贴近实际情况, 将扰动信号分别叠加 20 dB 和 30 dB 的高斯白噪声, 用于检验方法的抗噪性能。不同噪声下的各扰动特征向量见表 6、表 7 所示。

表 5 分段改进前后扰动识别结果

Table 5 Identification results using PMST in comparison with using MST

不同识别方法 准确率/%	S+DDAGSVM	MST+SVM	PMST+RBF
电压暂降	99.6%	92%	99%
电压暂升	95.3%	96%	99%
电压中断	95.8%	96%	98%
电压闪变	98.6%	95%	95%
谐波电压	100%	98%	97%
谐波+暂降	99.1%	93%	98%
谐波+暂升	98.7%	96%	98%
谐波+闪变	—	—	96%
谐波+中断	—	—	99%
暂降+闪变	—	—	91%
暂升+闪变	—	—	94%
平均准确率	98.15%	95.14%	96.51%

表 6 含有 20 dB 噪声扰动信号特征量

Table 6 Characteristic parameters of power quality disturbances containing 20 dB noise signal

扰动特征	A	B	C	D	E	F
F1	0.787	1.181 2	0.990 3	0.606 1	0.893 2	1.107 7
F2	0.178 7	0.178 3	0.050 0	0.332 7	0.087 8	0.094 8
F3	439	0	197	486	437	0
F4	0	394	111	0	0	417
F5	0	0	0	94	0	0
F6	50	50	50	50	20	20
F7	155	150	145	150	50	50
F8	345	340	320	340	150	145
F9	0.088 0	0.131 9	0.095 3	0.087 7	0.0933	0.118 1
F10	0.134 4	0.153 7	0.141 5	0.142 5	0.1265	0.138 5

表 7 含有 30 dB 噪声扰动信号特征量  
Table 7 Characteristic parameters of power quality disturbances containing 30 dB noise signal

扰动特征	A	B	C	D	E	F
F1	0.786 5	1.182 8	0.987 3	0.603 0	0.898 3	1.101 8
F2	0.175 8	0.172 4	0.048 7	0.331 3	0.089 2	0.088 2
F3	447	0	202	494	409	0
F4	0	396	87	0	0	401
F5	0	0	0	86	0	0
F6	50	50	50	50	20	20
F7	145	150	155	150	50	50
F8	345	255	325	275	155	185
F9	0.091 1	0.130 5	0.094 0	0.087 5	0.0933	0.113 6
F10	0.099 6	0.159 7	0.143 4	0.144 1	0.1282	0.133 8

## 5 结论

由表 5 可以看出, 相比于文献[18]提出的改进 S 变换+SVM 识别方法, 本文再次改进后的 S 变换提取的特征值更能兼顾时频特性, 对于含有谐波的复合扰动识别准确率明显提高。相比于文献[22]提出的 S 变换+改进 DDAGSVM 方法, 本文方法对单一扰动识别准确率明显提高, 并且增加研究了其他 4 种复合扰动情况。同时对表 6 和表 7 可以看出, 利用分段改进 S 变换的特性曲线提取的特征向量对于噪声的干扰不会产生太大的影响, 同种类型的扰动特征值在不同噪声下只有小范围的变化, 并没有产生混叠现象, 说明该方案抗噪性能好, 鲁棒性强, 能够识别多种单一扰动及复合电能质量扰动, 更适用于实际情况。如何识别更多种类的复合扰动, 以及解决多扰动下特征量提取等问题有待进一步研究。

## 参考文献

- [1] 唐求, 王耀南, 郭斯羽, 等. 基于 S 变换与 PNN 的电能质量多扰动检测[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(8): 1668-1673.  
TANG Qiu, WANG Yaonan, GUO Siyu, et al. Power quality disturbance detection based on S-transform and PNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(8): 1668-1673.
- [2] 占勇, 程浩忠. 电能质量复合扰动分类识别[J]. 电力自动化设备, 2009, 29(3): 93-97.  
ZHAN Yong, CHENG Haozhong. Classification of power quality complex disturbances[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(3): 93-97.
- [3] 沈跃, 张瀚文, 刘国海, 等. 基于判别字典学习的电能质量扰动识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2167-2173.  
SHEN Yue, ZHANG Hanwen, LIU Guohai, et al. Power quality disturbance identification method based on discriminative dictionary learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2167-2173.
- [4] 徐健, 张语勃, 李彦斌, 等. 短时傅里叶变换和 S 变换用于检测电压暂降的对比研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(16): 44-48.  
XU Jian, ZHANG Yuqing, LI Yanbin, et al. Comparative study of STFT and S transform on detecting voltage sag[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(16): 44-48.
- [5] SENROY N, SURYANARAYANAN S, RIBEIRO P F. An improved Hilbert-Huang method for analysis of time-varying waveforms in power quality[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(4): 1843-1850.
- [6] 曹玲芝, 李振杰. 基于 dq 变换与小波多分辨率分析的电力系统暂态复合扰动信号检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(21): 138-143.  
CAO Lingzhi, LI Zhenjie. Detection of transient complex disturbance signal in power system based on dq transform and wavelet-multiresolution analysis[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(21): 138-143.
- [7] 郑志宇, 蔡翀, 张昭丞, 等. 基于小波域相子的电压暂降特征提取与成因辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1):16-22.  
ZHENG Zhiyu, CAI Chong, ZHANG Zhaocheng, et al. Wavelet-based phasor to detect and identify the voltage sag characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 16-22.
- [8] 管春, 何丰, 周冬生, 等. 电能质量复合扰动分类方法研究[J]. 重庆邮电大学学报 (自然科学版), 2010, 22(5): 618-623.  
GUAN Chun, HE Feng, ZHOU Dongsheng, et al. Classification method for the multiple power quality disturbances[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2010, 22(5): 618-623.
- [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[J]. 电工技术学报, 2011, 26(10): 23-30.  
HUANG Nantian, XU Dianguo, LIU Xiaosheng. Identification of power quality complex disturbances based on S-transform and SVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(10): 23-30.
- [10] 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[J]. 电工技术学报, 2011, 26(6): 187-193.  
LI Li, YI Jiliang, ZHU Jianling. Parameter estimation of power quality disturbances using modified incomplete

- S-transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(6): 187-193.
- [11] 刘志刚, 张巧革, 张杨. 电能质量复合扰动分类的研究进展[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(13): 146-153.  
LIU Zhigang, ZHANG Qiaoge, ZHANG Yang. Review of power quality mixed disturbances identification[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(13): 146-153.
- [12] 覃星福, 龚仁喜. 基于广义 S 变换与 PSO-PNN 的电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(15): 10-17.  
QIN Xingfu, GONG Renxi. Power quality disturbances classification based on generalized S-transform and PSO-PNN[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15): 10-17.
- [13] 瞿合祚, 刘恒, 李晓明, 等. 基于多标签随机森林的电能质量复合扰动分类方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(11): 1-7.  
QU Hezuo, LIU Heng, LI Xiaoming, et al. Recognition of multiple power quality disturbances using multi-label random forest[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(11): 1-7.
- [14] 何巨龙, 王根平, 刘丹, 等. 基于提升小波和改进 BP 神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 69-76.  
HE Julong, WANG Genping, LIU Dan, et al. Localization and identification of power quality disturbance in distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 69-76.
- [15] 陈华丰, 杨志刚, 曾涛. 基于 S 变换和规则基的复合电能质量扰动识别[J]. 电测与仪表, 2015, 52(12): 122-128.  
CHEN Huafeng, YANG Zhigang, ZENG Tao. Multiple power quality disturbances recognition using S-transform and rule based classification technique[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(12): 122-128.
- [16] STOCKWELL R G, MANSINHA L, LOWE R P. Localization of the complex spectrum: the S transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(4): 998-1001.
- [17] 何智龙, 苏娟, 覃芳. S 变换在电能质量扰动中的分析[J]. 电测与仪表, 2015, 52(22): 25-30.  
HE Zhilong, SU Juan, QIN Fang. Analysis of power quality disturbances using S-transform[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(22): 25-30.
- [18] 郭俊文, 李开成. 基于改进 S 变换和复合特征量的多级支持向量机的电能质量扰动分类[J]. 电测与仪表, 2014, 51(8): 19-25.  
GUO Junwen, LI Kaicheng. Automatic classification of power quality events based on MST and multi-layer SVMs of multiple features[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(8): 19-25.
- [19] BAGHAE H R, MIRSALEM M, GHAREHPETIAN G B. Power calculation using RBF neural networks to improve power sharing of hierarchical control scheme in multi-DER microgrids[J]. IEEE Journal of Emerging & Selected Topics in Power Electronics, 2016, 4(4): 1217-1225.
- [20] 刘永, 张立毅. BP 和 RBF 神经网络的实现及其性能比较[J]. 电子测量技术, 2007, 30(4): 77-80.  
LIU Yong, ZHANG Liyi. Implementation of BP and RBF neural network and their performance comparison[J]. Electronic Measurement Technology, 2007, 30(4): 77-80.
- [21] 马斌, 张丽艳. 一种基于径向神经网络的短期风电功率直接预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(19): 78-82.  
MA Bin, ZHANG Liyan. Short-term wind power direct forecasting based on RBF neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(19): 78-82.
- [22] 任子晖, 王琦. 基于优化 DDAGSVM 多类分类策略的电能质量扰动识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 82-88.  
REN Zihui, WANG Qi. Power quality disturbance recognition based on improved DDAGSVM multi-class classification strategy[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 82-88.

收稿日期: 2018-05-17; 修回日期: 2018-07-20

作者简介:

杨剑锋(1980—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电能质量控制理论; E-mail: jfyang@mail.lzjtu.cn

姜爽(1992—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电能质量检测与识别; E-mail: jiangshuang5@126.com

石戈戈(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为希尔伯特-黄变换法谐波检测。E-mail: 1332513460@qq.com

(编辑 姜新丽)