

DOI: 10.7667/PSPC151524

基于广义 S 变换与 PSO-PNN 的电能质量扰动识别

覃星福, 龚仁喜

(广西大学电气工程学院, 广西 南宁 530004)

摘要: 为了克服从电网电能质量监测系统的大数据中自动识别出电能质量扰动的困难, 提出了一种基于广义 S 变换与 PSO-PNN 的电能质量扰动识别新方法。该方法利用了广义 S 变换能兼顾时频分辨率的特点, 首先使用广义 S 变换分析扰动信号的时频特性, 接着从广义 S 变换模矩阵中提取出扰动信号的时频特征量, 然后用 PSO-PNN 分类器对扰动信号进行分类识别。PSO 算法的使用克服了 PNN 的平滑因子没有确定选取方法的缺陷, 使分类器性能大大提升。仿真实验结果表明, 该方法能够对常见的 6 种电能质量扰动进行高效的分类识别, 分类正确率高, 对噪声不敏感, 具有良好的应用价值。

关键词: 电力系统; 电能质量; 广义 S 变换; PSO-PNN; 分类识别

Power quality disturbances classification based on generalized S-transform and PSO-PNN

QIN Xingfu, GONG Renxi

(School of Electrical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: To overcome the difficulty of automatic identification of power quality disturbances from the large data of power quality monitoring system, a new method for power quality disturbances identification is proposed based on generalized S-transform and PSO-PNN. It makes full use of generalized S-transform's ability of giving attention to both time and frequency resolution. Initially, the time-frequency analysis of power quality disturbances is carried out by using generalized S-transform, from whose results the time-frequency features of disturbances are extracted. Finally, PSO-PNN, as a classifier, is used to identify power quality disturbances. The PSO algorithm solves the problem of choosing the smoothing factor for PNN which is usually hard to determine, and thus the performance of the classifier is greatly improved. The simulation results show that the proposed method can identify six kinds of power quality disturbances correctly and effectively, and it is characterized by high recognition correctness rate and low sensitivity to noises, and it will find extensive application.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61561007).

Key words: power system; power quality; generalized S-transform; PSO-PNN; classification and identification

0 引言

随着电力电子技术的大规模应用和分布式电源应用范围的拓广普及^[1-2], 产生了大量的电压暂降、电压中断、电压暂升、谐波、振荡暂态等电能质量扰动, 这些扰动对大电网的供电电能质量造成了很大的负面影响, 同时也给社会带来了巨大的经济损失^[3-5]。为了提高供电电能质量, 关键在于找出电能质量扰动产生的源头以及找到合适的方法去消除或减少这些电能质量扰动。在电能质量监测系统中实现对电能质量扰动事件的正确分类识别, 是电

网提高供电电能质量与安全经济可靠运行的前提^[6-8]。

电能质量扰动的分类识别研究主要侧重于特征量的提取和分类器的选择问题^[9]。针对特征量的提取, 近几年来国内外专家学者大多都使用短时傅里叶变换、小波变换、S变换等时频分析方法^[10-11]。其中短时傅里叶变换使用前需要选择时频窗, 选择之后时频窗的宽度是固定的, 不利于分析非平稳信号^[12]。小波变换具有多分辨率分析的特点, 但其易受噪声影响, 对于含噪声的扰动信号不能准确提取其幅值特征, 而且小波基的选择也一直是个学术界的难题^[13]。S变换是短时傅里叶变换与小波变换的新的改进形式, 它可以看作是一种不严格的小波变换。它采用窗宽与频率成反比的高斯窗, 窗口的形

状随着频率的变化而变化, 不仅具有多分辨率分析的能力, 还能够在时间轴上进行平移^[14-17]。但是S变换的高斯窗随频率改变的方向是相同的, 这妨碍了其在分析不同信号时的适应性。广义S变换在S变换的基础上, 引入了能调节时频分辨率的两个参数, 使时间分辨率与频率分辨率的关系不再相对固定, 其时频特性更为优良, 提取的特征量也能更好地刻画不同扰动信号的特征, 因此用来作为扰动信号特征提取的工具是非常适合的。在近些年国内外的文献资料中, 人工神经网络因为其求解问题的能力, 适用领域广泛而成为用得最多的模式分类方法。而概率神经网络(PNN)作为人工神经网络中的一种, 建立简单、训练快捷, 具有强大的非线性分类性能, 因此在解决分类方面的问题中应用得相当广泛。在PNN中, 选择合适的平滑因子是个难题, 迄今为止, 平滑因子大多是根据经验选取的^[18], 没有确定的选取方法。本文采用广义S变换作为特征提取的工具, 将特征量输入到PSO-PNN中, 对电能质量扰动进行分类识别。仿真实验结果表明, 该方法成功实现了对常见6种电能质量扰动的自动分类识别, 识别正确率高, 对噪声不敏感, 在不同噪声干扰下均体现出了优越的分类性能, 在电能质量监测领域有良好的应用前景。

1 算法介绍

1.1 S变换算法

信号 $x(t)$ 的一维连续 S 变换^[14] $S(\tau, f)$ 定义如式(1)。

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (1)$$

式中: τ 是控制高斯窗 ($f(t) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2}}$ 为高斯函数) 在时间轴上位置的平移因子; f 表示信号的频率; i 是虚数单位; t 为时间。

1.2 广义S变换

广义 S 变换比 S 变换多了两个可调参数 k 和 p , 使得高斯窗的形状是可变的, 从而可以针对具体应用的需求更为灵活地改变高斯窗的时频分辨率, 定义为^[19]

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{|f|^p}{k\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^{2p}}{2k^2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (2)$$

式中, $k > 0$, $p > 0$ 。当 $k=1$ 、 $p=1$ 时即为标准 S 变换。

广义 S 变换(2)也可写成信号 $x(t)$ 的傅里叶变换 $X(f)$ 的函数:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(\alpha + f) e^{-\frac{2\pi^2 \alpha^2 k^2}{f^{2p}}} e^{i2\pi \alpha \tau} d\alpha \quad (3)$$

其中, $X(\alpha + f)$ 为信号 $x(t)$ 的经平移频率 α 的傅立叶变换。这样, 广义 S 变换就可以利用工程中常见的快速傅立叶变换来实现快速计算, 从而大大提高计算速度。由于现实生活中信号多数为离散形式, 因此需要对式(3)离散化。令 $f \rightarrow n/NT$, $\tau \rightarrow jT$, 其中 T 是信号的采样时间间隔, N 是总的采样点数。广义 S 变换的离散形式可表示为

$$\begin{cases} S(jT, \frac{n}{NT}) = \sum_{m=0}^{N-1} X(\frac{m+n}{NT}) e^{-\frac{2\pi^2 k^2 m^2 (NT)^{2p-2}}{n^{2p}}} e^{\frac{i2\pi mj}{N}}, & n \neq 0 \\ S(jT, 0) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} x(\frac{m}{NT}), & n = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中, $j, m, n = 0, 1, \dots, N-1$ 。

由式(4)可知, 离散时间信号 $x(jT)$ 的广义 S 变换结果为一个二维复数矩阵, 该复数矩阵的每一行对应一个频率采样点, 每一列对应一个时间采样点。为了便于分析, 对该复矩阵的每一个复数元素求模, 得到广义 S 变换的模时频矩阵(记为广义 S 变换模矩阵)。模矩阵里含有信号丰富的时域、频域信息, 适用于电能质量扰动的特征提取。

1.3 广义S变换中参数的选取

广义 S 变换的高斯窗函数的形状是可以改变参数值来调节的, 在分析具体信号时, 它能根据信号时频分析的需要以及频率分布的特点灵活调节高斯窗函数来达到分析的目的。

图 1 给出了不同 k 、 p 值所对应的高斯窗。由图可以看出, 当频率 f 与 k 都取固定值(此处 $f=50$ Hz, $k=1$) 时, 随着 p 的增大, 高斯函数的时窗变窄, 即 p 与时窗宽成反比, p 越大, 时间分辨率越强, 频率分辨率越低; 当频率 f 和 p 均取固定值 ($f=50$ Hz, $p=1$) 时, 随着 k 的增大, 高斯函数的时窗变宽, 即 k 与时窗宽成正比, k 越大, 频率分辨率越高。本文需要进行广义 S 变换的信号既有低频扰动信号, 如电压暂升、电压暂降等; 也有高频扰动信号, 如谐波, 振荡暂态等。因此需要时频分辨率都能达到一个较好的分析效果。本文经过多次试验得知, 当选取 $k=0.1$ 、 $p=0.08$ 时, 广义 S 变换的时频分辨率能达到较好的效果, 因此本文选取 $k=0.1$ 、 $p=0.08$ 。

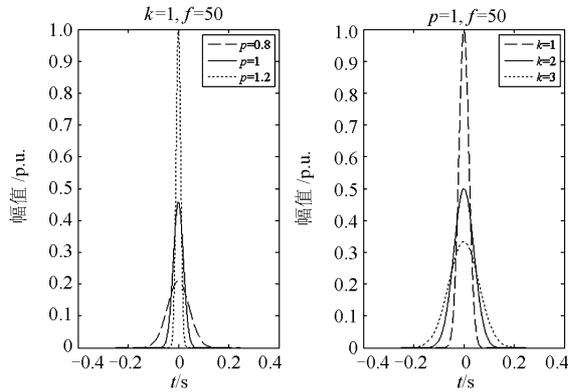


图 1 不同 k 、 p 值对应的高斯窗

Fig. 1 Gussian window for different k 、 p value

2 基于广义S变换的特征量提取

2.1 扰动信号模型

本文考虑 6 种常见的暂态电能质量扰动信号，分别是电压暂升、电压暂降、电压中断、谐波、脉冲暂态、振荡暂态。各扰动信号的数学模型如表 1 所示^[20]。表中： $u()$ 表示阶跃函数； T 表示信号周期； w_0 表示 50 Hz 对应的角频率。

表1 扰动信号类型

Table 1 Models for power quality disturbances

扰动信号	数学表达式/参数设置
电压暂升	$x(t) = \{1 + a[u(t-t_1) - u(t-t_2)]\} \sin(w_0 t)$ $0.1 \leq a \leq 0.8, T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$
电压暂降	$x(t) = \{1 - a[u(t-t_1) - u(t-t_2)]\} \sin(w_0 t)$ $0.1 \leq a \leq 0.8, T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$
电压中断	$x(t) = \{1 - a[u(t-t_1) - u(t-t_2)]\} \sin(w_0 t)$ $0.9 \leq a \leq 1, T \leq t_2 - t_1 \leq 9T$
谐波	$x(t) = \sin(w_0 t) + a_3 \sin(3w_0 t) + a_5 \sin(5w_0 t) + a_7 \sin(7w_0 t)$ $0.05 \leq a_i \leq 0.15, i = 3, 5, 7$
脉冲暂态	$x(t) = \sin(w_0 t) + a[u(t-t_1) - u(t-t_2)]$ $1 \leq a \leq 3, 1 \leq t_2 - t_1 \leq 3 \text{ ms}$
振荡暂态	$x(t) = \sin(w_0 t) + ae^{-\frac{t-t_1}{\tau}} \sin[w_n(t-t_1)] \cdots [u(t-t_1) - u(t-t_2)]$ $0.5T \leq t_2 - t_1 \leq 3T, 0.1 \leq a \leq 0.8, 10w_0 \leq w_n \leq 16w_0$

2.2 扰动信号的广义 S 变换分析

对电能质量扰动信号进行广义 S 变换后，变换结果的二维矩阵中包含着丰富的时频信息，对这些信息进行分析，可以找出能作为识别特征量的特征值。下面分别为 6 种电能质量扰动信号随机取一个样本的波形图以及对其进行广义 S 变换后得到的信息曲线。

图 2 为电压暂升的广义 S 变换(GST)相关曲线。图 2 中，图 2(a)为电压暂升波形图；图 2(b)为广义 S 变换模矩阵中的列向量最大值包络线图；图 2(c)为行向量最大值包络线图；图 2(d)为 50 Hz 时间幅值图；图 2(e)为 150 Hz 时间幅值图；图 2(f)为 250 Hz 时间幅值图；图 2(g)为 800 Hz 时间幅值图。图 3~图 7 分别为电压暂降、电压中断、振荡暂态、谐波、脉冲暂态的广义 S 变换相关曲线，图中各小图含义均与图 2 相同。

由图 2~图 7 可知，列向量最大值包络线图与 50 Hz 时间幅值图很相似，它们均与原来扰动波形相对应，在 50 Hz 时间幅值图中，电压暂升图形为先上升后下降，电压暂降为先下降后上升，电压中断为先大幅度下降后上升，因此，50 Hz 时间幅值图可以作为特征量用来区分电压暂升、电压暂降、电压中断；但是 50 Hz 时间幅值图并不能明确区分出电压暂降与电压中断，这时可以取 50 Hz 时间幅值图上的最小值作为区分电压暂降与电压中断的特征量。

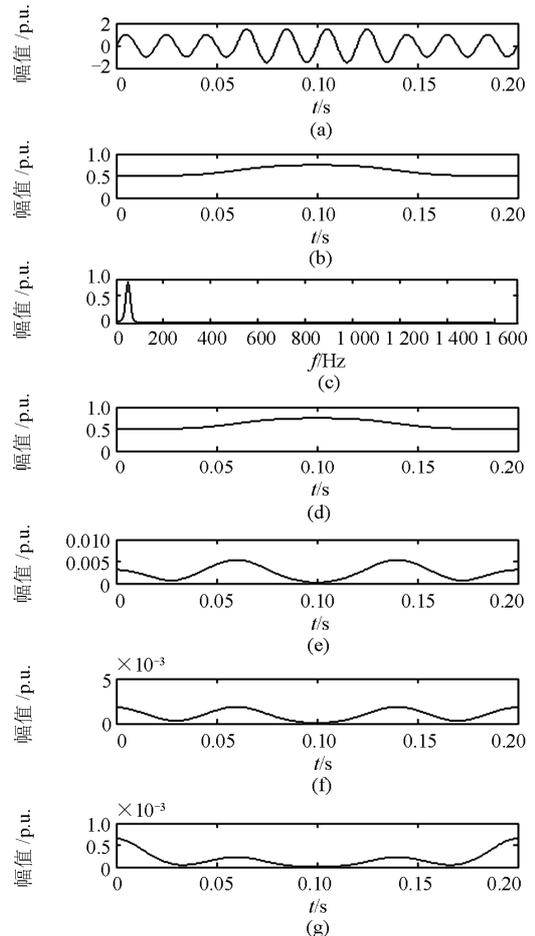


图 2 电压暂升及其 GST 信息曲线

Fig. 2 Swell and its GST information curve

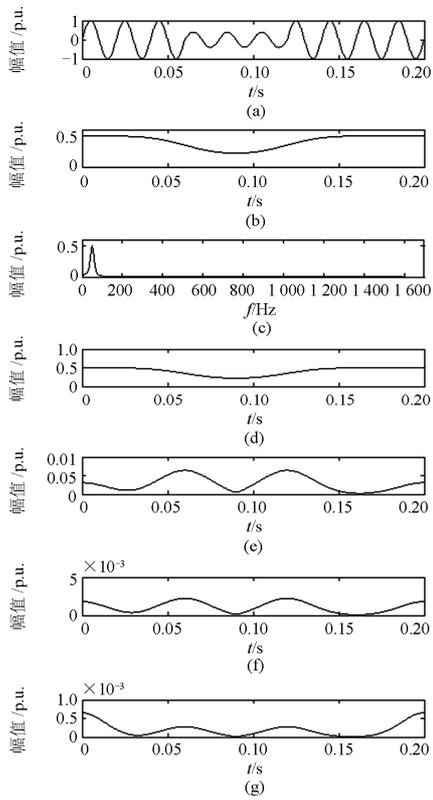


图 3 电压暂降及其 GST 信息曲线

Fig. 3 Sag and its GST information curve

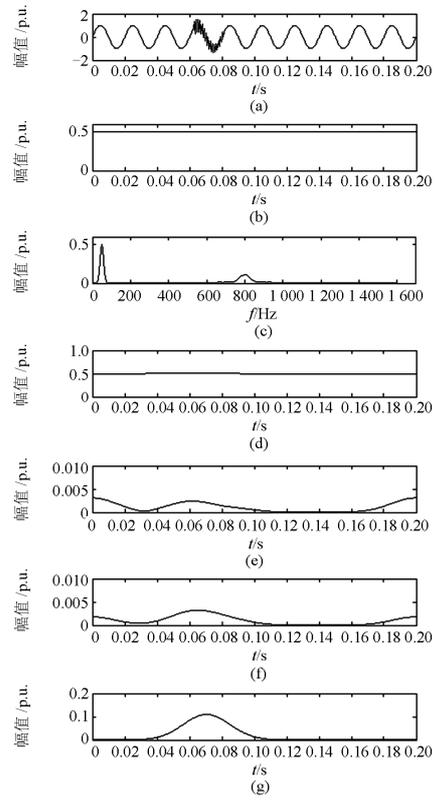


图 5 振荡暂态及其 GST 信息曲线

Fig. 5 Oscillatory Transient and its GST information curve

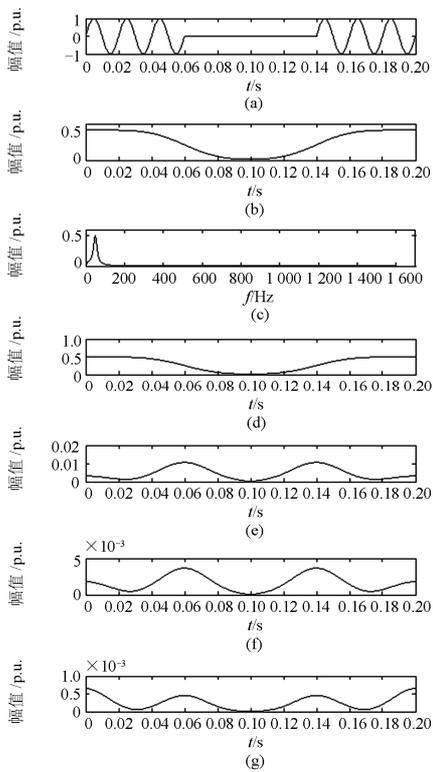


图 4 电压中断及其 GST 信息曲线

Fig. 4 Interruption and its GST information curve

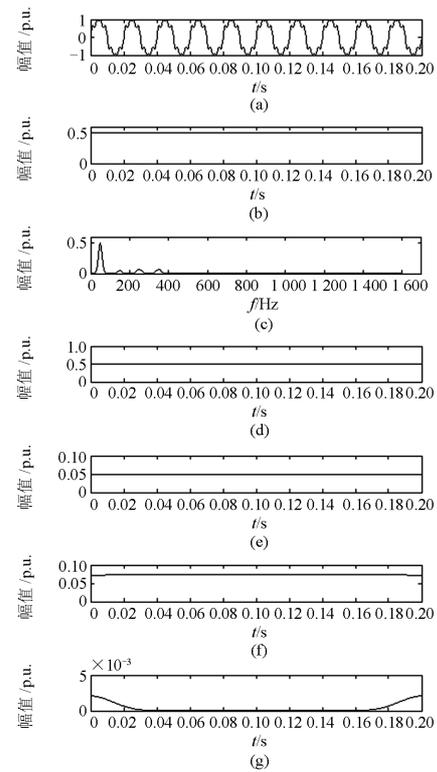


图 6 谐波及其 GST 信息曲线

Fig. 6 Harmonics and its GST information curve

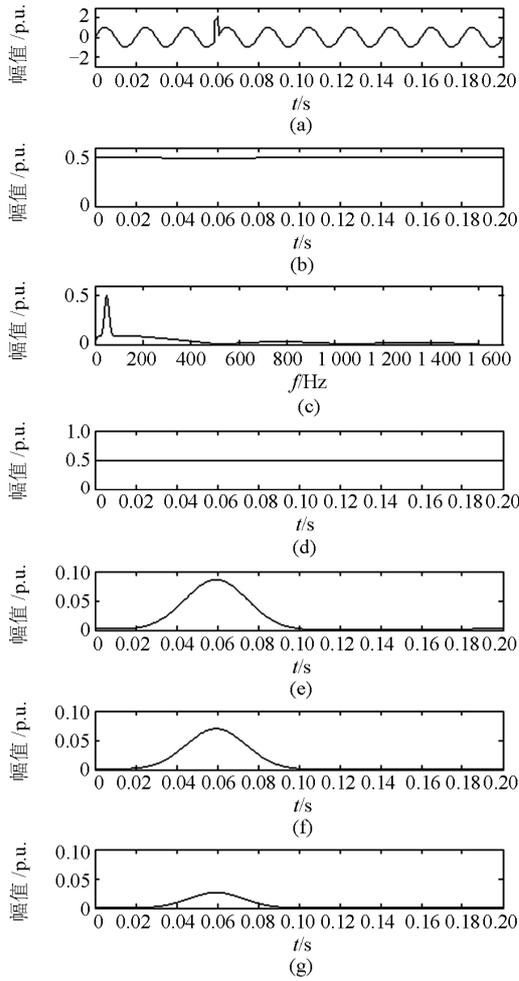


图 7 脉冲暂态及其 GST 信息曲线

Fig. 7 Impulse and its GST information curve

当扰动信号含有谐波分量时，不管是三次、五次、七次谐波，还是含有高频分量的振荡暂态，行向量最大值包络线图都能把这些高于基频的频率分量检测出来，因此也可以从行向量最大值包络线图中寻找特征量。

各频率的能量是不同的，扰动信号的能量与频率和幅值的改变是紧密相连的，因此扰动信号在不同频率时的不同能量值也可以作为特征值。

2.3 特征提取

本设计对各暂态电能质量扰动信号进行广义 S 变换以后，从广义 S 变换模矩阵中选定以下 6 个特征量作为区分不同扰动的特征量。记广义 S 变换模矩阵为 $S_M[n, f]$ ， n 代表采样时间， f 代表采样频率点。

(1) 50 Hz 时间幅值曲线均值 F_1 。

$$F_1 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_M[n, f_{50}] \quad (5)$$

式中： N 为总采样点数； f_{50} 表示基波频率 50 Hz。

(2) 50 Hz 时间幅值曲线的最小值 F_2 。

$$F_2 = \min\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_M[n, f_{50}]\right) \quad (6)$$

(3) 信号在 150 Hz、250 Hz、350 Hz 处能量之和的根值 F_3 ，之所以取根值是为了减小噪声的影响。

$$\begin{cases} F_3 = \sqrt{\sum_{n=1}^N (S_M[n, f_i])^2} \\ i = 150, 250, 350 \end{cases} \quad (7)$$

(4) 信号高频分量能量之和 F_4 。

$$F_4 = \sqrt{\sum_{n=1}^N \sum_{i>350} (S_M[n, f_i])^2} \quad (8)$$

(5) $S_M[n, f]$ 行向量最大值包络线的标准差 F_5 。

$$F_5 = \text{std}\{\max(S_M[:, f_i])\} \quad (9)$$

(6) $S_M[n, f]$ 列向量最大值包络线的标准差 F_6 。

$$F_6 = \text{std}\{\max(S_M[n_i, :])\} \quad (10)$$

3 基于 PSO-PNN 的电能质量扰动识别

本文利用 Matlab 生成参数随机变化的电能质量扰动样本，对每个扰动样本进行广义 S 变换，从广义 S 变换模矩阵中提取出 6 种扰动特征量，将特征量输入到 PSO-PNN 分类器中，从而实现扰动的分类识别，分类识别过程如图 8 所示。

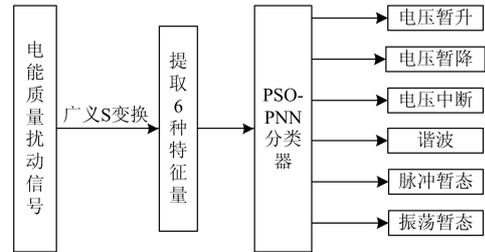


图 8 电能质量扰动分类识别流程

Fig. 8 Power quality disturbances classification and identification process

概率神经网络的构成如图 9，它由输入层、模式层、求和层和输出层构成^[18]。

本设计中，PNN 的输入层有 6 个神经元，接收扰动信号的 6 维特征值，模式层共有 600 个神经元，计算输入的 6 维特征值与训练样本中全部扰动的欧式距离，然后将距离值送入高斯激活函数，得模式层输出为

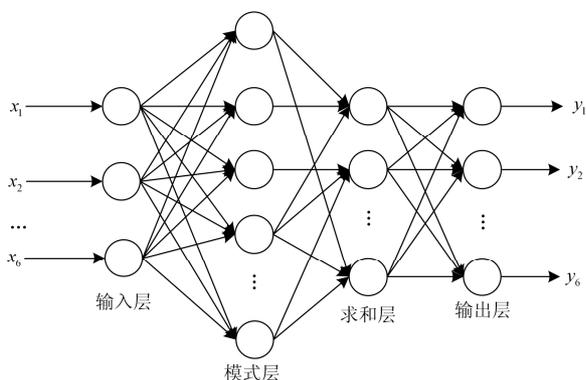


图 9 PNN 的基本结构

Fig. 9 Basic structure of PNN

$$f_{\text{out}} = \exp\left[-\frac{(x-w^j)^T(x-w^j)}{2\delta^2}\right] \quad (11)$$

式中： w^j 为输入层与模式层之间的连接权值。本设计中，连接权值设定为各个训练样本的6维特征值； δ 为平滑因子，本文采用PSO算法选取此参数。

本设计中，求和层有6个神经元，将模式层输出的分别属于6种扰动的概率值累计，从而得到对应6种扰动的概率值。输出层共有6个竞争神经元，接收从求和层传来的对应6种扰动的不同概率值，概率值最大的竞争神经元胜出，其值为1，表示此神经元所对应的扰动类别为待识别的扰动信号类别，其余竞争神经元值为0，这样就实现了分类识别。

平滑因子参数选取的不同对 PNN 分类正确率有很大影响，本设计采用粒子群优化算法(PSO)来对 PNN 平滑因子进行参数自动寻优，这样 PSO-PNN 就能够根据不同的训练样本数据自动选择最优平滑参数值，从而提高扰动识别正确率，如图 10 所示。PSO 算法需要一个适应度函数来作为优化的最终目标^[21]，本文选取训练样本分类的正确率作为适应度函数。图 10 中，粒子数目选择为 50，最大迭代次数设为 10，PSO 算法^[22]中惯性权重取值 0.5，两个学习因子取值均为 2。

4 实验与分析

电能质量扰动信号基频定为 50 Hz，扰动信号采样频率为 3 200 Hz，每个信号周期采样为 64 个点，采样长度为 10 个信号周期。为了便于表示，将电压暂升、电压暂降、电压中断、谐波、脉冲暂态、振荡暂态依次用 $r_1 \sim r_6$ 表示。

首先通过实验确定 PSO-PNN 的最佳训练样本数，每种类别分别用 30、50、80、100、120、150 个扰动样本作为训练样本进行训练，然后对 1800 个带有 50 dB 高斯白噪声的测试样本进行测试(其中

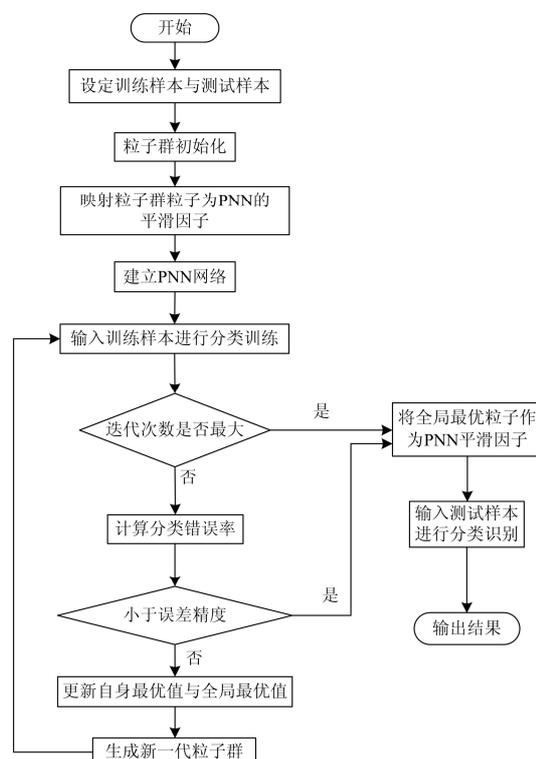


图 10 PSO 对 PNN 的平滑因子寻优框图

Fig. 10 PSO finding the optimal smoothing factor for PNN

电压暂升、电压暂降、电压中断、谐波、脉冲暂态、振荡暂态各 300 个)，之所以选择带有噪声的测试样本是为了更接近实际情况。仿真结果见表 2。

表 2 训练样本数对分类测试结果的影响

Table 2 Effect of training sample number on classification

扰动类型	test results					
	训练样本的数目/个					
	30	50	80	100	120	150
r_1	99.67	100	100	100	100	100
r_2	98.67	99.33	98.33	98.67	98.33	99.33
r_3	95	96	98	98	97.33	97
r_4	100	100	100	100	100	100
r_5	100	100	100	100	100	100
r_6	100	100	100	100	100	100
平均值	98.89	99.22	99.39	99.44	99.28	99.39

从表 2 可以看出，随着训练样本数的增加，测试样本分类正确率也相应有所提高。由于分类正确率在训练样本数较小时就取得了较好的效果，故以增加训练样本数来提高分类正确率的效果不是很明显。当训练样本数为 100 时，扰动信号的分类识别取得比较理想的结果，达到了平衡分类正确率与训练样本数的目的，本文选取训练样本数为 100。

现实中对电能质量扰动进行监测时，总是会有

噪声的干扰，而且不同时段噪声干扰的强度也可能不同。为了最大限度的贴近实际情况，在仿真信号样本中分别添加噪声为 20 dB、30 dB、40 dB、50 dB、60 dB 的高斯白噪声进行仿真分析。

产生各类扰动样本每种 400 个，总共 2 400 个。每种扰动随机采用其中的 100 个作为训练样本，其余的 300 个作为测试样本。首先，将训练样本的特征值和类别输入 PSO-PNN 中进行训练，训练完成后输入测试样本的特征值，然后由 PSO-PNN 分类器识别出扰动的类型。分类结果详情如表 3 和表 4 所示。其中表 3 示出的是噪声为 20 dB 时的分类结果，表 4 为不同噪声干扰下分类结果的比较。

表 3 20 dB 时的分类结果

Table 3 Classification results with 20 dB noises

扰动类型	具体的分类结果/个					
	r_1	r_2	r_3	r_4	r_5	r_6
r_1	300					
r_2		292	2			
r_3		8	298			
r_4				300		
r_5					299	2
r_6					1	298

从表 3、表 4 可以看出，PSO-PNN 对常见的 6 种电能质量扰动的识别分类正确率都很高，其中电压暂升、谐波、脉冲暂态、振荡暂态的分类正确率达到了 99% 以上，而电压暂降和电压中断由于其波形的相似性，所以识别正确率略低于其他 4 种电能质量扰动。由此表明 PSO-PNN 的分类识别方法不仅在无噪声的理想状态下取得了较高的分类正确率，而且在强噪声干扰存在时，依然能维持分类识别的高正确率。

表 4 不同噪声等级下的分类测试结果

Table 4 Classification results with different noises

扰动类型	信噪比/dB					
	0	20	30	40	50	60
r_1	100	100	100	100	100	100
r_2	99.67	97.33	98	96.33	98.67	97.33
r_3	98	99.33	98.33	99.33	98	99
r_4	100	100	100	100	100	100
r_5	100	99.67	100	100	100	100
r_6	100	99.33	100	100	100	100
平均值	99.61	99.28	99.38	99.28	99.44	99.39

5 结论

本文提出并实现了一种基于广义 S 变换与 PSO-PNN 的电能质量扰动分类识别方法。该方法采用时频分辨率效果较好的广义 S 变换进行特征提

取，采用 PSO 来选取 PNN 的平滑参数，克服了平滑参数要靠经验选取的不足。首先对 6 种扰动信号进行广义 S 变换，接着对不同扰动信号的广义 S 变换模矩阵中的信息进行了分析和比较，从而提出了 6 种能作为有效区分不同扰动的时频特征量，最后将提取到的特征量送入 PSO-PNN 分类器中进行训练、测试。大量仿真实验结果表明，采用本文的方法能够准确、可靠地实现对电能质量扰动信号的分类识别，识别正确率高，抗噪声能力强，值得推广应用。

参考文献

- [1] 姚致清, 张茜, 刘喜梅. 基于 PSCAD/EMTDC 的三相光伏并网发电系统仿真研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(17): 76-81.
YAO Zhiqing, ZHANG Qian, LIU Ximei. Research on simulation of a three-phase grid-connected photovoltaic generation system based on PSCAD/EMTDC[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(17): 76-81.
- [2] 姚致清, 赵倩, 刘喜梅. 基于准同步原理的逆变器并网技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(24): 123-126.
YAO Zhiqing, ZHAO Qian, LIU Ximei. Research on grid-connected technology of inverter based on quasi synchronous principle[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(24): 123-126.
- [3] CHILUKURI M V, DASH P K. Multiresolution S-transform-based fuzzy recognition system for power quality events[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19(1): 323-330.
- [4] 和萍, 文福拴, 薛禹胜, 等. 风力发电对电力系统小干扰稳定性影响述评[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(1): 1-7.
HE Ping, WEN Fushuan, XUE Yusheng, et al. Survey on impact of wind power on small signal stability in power system[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(1): 1-7.
- [5] 姚致清, 于飞, 赵倩, 等. 基于模块化多电平换流器的大型光伏并网系统仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(36): 27-33.
YAO Zhiqing, YU Fei, ZHAO Qian, et al. Simulation research on large-scale PV grid-connected systems based on MMC[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(36): 27-33.
- [6] 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.
ZHAN Yong, CHENG Haozhong, DING Yifeng, et al. S-transform-based classification of power quality disturbance signals by support vector machines[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 51-56.
- [7] 谷金宏, 刘琪, 程超会. 电能质量的 S 变换仿真[J]. 电测与仪表, 2009, 46(6): 51-55.

- GU Jinhong, LIU Qi, CHENG Chaohui. Simulation of power quality using S-transform[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2009, 46(6): 51-55.
- [8] 张逸, 林焱, 吴丹岳. 电能质量监测系统研究现状及发展趋势[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(2): 138-147.
- ZHANG Yi, LIN Yan, WU Danyue. Current status and development trend of power quality monitoring system[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(2): 138-147.
- [9] RODRIGUEZ A, MERINO E, AGUADO J, et al. A decision tree and S-transform based approach for power quality disturbances classification[C] // 4th International Conference on Power Engineering. Istanbul, Turkey, 2013: 13-17.
- [10] 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.
- XU Fangwei, YANG Honggeng, YE Maoqing, et al. Classification for power quality short duration disturbances based on generalized S-transform[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(4): 77-84.
- [11] 王玉龙, 崔玉, 李鹏, 等. 基于小波分析改进的神经网络模型电力系统负荷预测[J]. *电网与清洁能源*, 2015, 31(2): 16-20.
- WANG Yulong, CUI Yu, LI Peng, et al. Load forecasting of power system based on wavelet analysis improved neural network model[J]. *Power System and Clean Energy*, 2015, 31(2): 16-20.
- [12] LEE I W C, DASH P K. S-transform-based intelligent system for classification of power quality disturbance signals[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2003, 50(4): 800-805.
- [13] 易吉良, 彭建春, 谭会生. S 变换在电能质量扰动分析中的应用综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2011, 39(3): 141-147.
- YI Jiliang, PENG Jianchun, TAN Huisheng. A summary of S-transform applied to power quality disturbances analysis[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 39(3): 141-147.
- [14] 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.
- [15] 肖助力, 龚仁喜, 陈双. 一种改进不完全 S 变换的电压暂降检测方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(9): 62-68.
- XIAO Zhuli, GONG Renxi, CHEN Shuang. Detection of voltage sag by a modified incomplete S-transform[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(9): 62-68.
- [16] 肖助力, 龚仁喜, 陈双, 等. 基于改进 S 变换的电力系统谐波检测方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(3): 84-90.
- XIAO Zhuli, GONG Renxi, CHEN Shuang, et al. Detection of harmonics in power system based on modified S-transform[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(3): 84-90.
- [17] 杨洪耕, 刘守亮, 肖先勇, 等. 基于 S 变换的电压凹陷分类专家系统[J]. *中国电机工程学报*, 2007, 27(1): 98-104.
- YANG Honggeng, LIU Shouliang, XIAO Xianyong, et al. S-transform-based expert system for classification of voltage dips[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(1): 98-104.
- [18] 陈波, 郭壮志. 基于优化平滑因子 σ 的概率神经网络的变压器故障诊断方法研究[J]. *现代电力*, 2007, 24(2): 44-47.
- CHEN Bo, GUO Zhuangzhi. Fault diagnosis method research of transformer based on optimized smooth factor of probability neural network[J]. *Modern Electric Power*, 2007, 24(2): 44-47.
- [19] 陈学华, 贺振华, 黄德济. 广义 S 变换及其时频滤波[J]. *信号处理*, 2008, 24(1): 28-31.
- CHEN Xuehua, HE Zhenhua, HUANG Deji. Generalized S transform and its time-frequency filtering[J]. *Journal of Signal Processing*, 2008, 24(1): 28-31.
- [20] KUMAR R, SINGH B, SHAHANI D T, et al. Recognition of power quality events using S-transform based ANN classifier and rule based decision tree[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2015, 51(2): 1249-1257.
- [21] 胡殿刚, 秦睿, 黄亭, 等. 基于免疫记忆粒子群优化算法的风火联合系统的多目标优化调度[J]. *高压电器*, 2015, 51(6): 20-26.
- HU Diangang, QIN Rui, HUANG Ting, et al. Wind power integrated with thermal system multi-objective optimal dispatch based on immune memory particle swarm optimization algorithm[J]. *High Voltage Apparatus*, 2015, 51(6): 20-26.
- [22] 孙斌, 姚海涛. 基于 PSO 优化 LSSVM 的短期风速预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2012, 40(5): 85-89.
- SUN Bin, YAO Haitao. The short-term wind speed forecast analysis based on the PSO-LSSVM predict model[J]. *Power System Protection and Control*, 2012, 40(5): 85-89.

收稿日期: 2015-08-28; 修回日期: 2015-10-19

作者简介:

覃星福(1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力电子在电力系统中的应用; E-mail: qxf_forever@163.com

龚仁喜(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为电力电子技术及应用、智能检测技术。E-mail: rxgong@gxu.edu.cn

(编辑 葛艳娜)