

基于广义 S 变换的短时电能质量扰动的模糊模式识别

易吉良, 彭建春

(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 针对电能质量的短时扰动的分类问题, 提出了一种基于广义 S 变换和模糊模式识别的短时电能质量的分类方法。先对扰动信号作广义 S 变换得到模时频矩阵, 再从该矩阵中提取 4 种统计量特征值, 然后利用模糊模式识别方法的最大隶属度原则对扰动信号进行归类, 从而实现对短时电能质量扰动信号的自动分类。仿真测试结果表明, 该方法识别正确率高且对噪声不敏感, 适用于实际应用。

关键词: 短时电能质量; S 变换; 模糊模式识别; 分类

Short duration power quality disturbances fuzzy pattern recognition using generalized S-transform

YI Ji-liang, PENG Jian-chun

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: A new approach of classification of short duration power quality disturbances using generalized S-transform and fuzzy pattern recognition is proposed. First, the generalized S-transform is utilized to produce module matrixes of disturbances and then 4 simple statistical features are extracted from the matrixes. Finally, a fuzzy pattern recognition system is used for the classification of disturbances in which the maximal membership value is adopted. The simulation results show that the proposed classification method is an effective technique for building up a pattern recognition system of power disturbance signals and technique is feasible for real applications for its significant accuracy and immunizing to noise.

This project is supported by National Natural Science Foundation of China(No.50677015).

Key words: short duration power quality; generalized S-transform; fuzzy pattern recognition; classification

中图分类号: TM714 文献标识码: A 文章编号: 1673-3415(2008)22-0020-05

0 引言

对电能质量扰动的准确检测和分类是治理和改善电能质量的前提。而要能够保证分类的准确率, 必须从扰动的众多信息中提取特征, 并采用有效的分类算法。文献[1,2]利用小波变换作为特征提取工具对电能质量扰动分类, 小波变换具有良好的时频刻画能力, 但其缺乏直观性且易受噪声影响^[3]。

S 变换作为小波变换和短时傅里叶变换的发展, 具有直观的时频特性, 文献[4~6]利用 S 变换提取扰动信号的特征量, 并分别用人工神经网络和支持向量机作为分类器对扰动信号分类, 取得较好的效果, 但上述方法需要一定的训练时间, 并且有新的类型加入时, 还得重新训练。文献[7]利用 S 变换提取特征量后再用模糊规则进行分类, 但模糊规则

的建立颇为困难。文献[8]将扰动信号经 S 变换后, 提取几个特征量后利用决策树进行分类, 算法简单且正确率较高, 但对凹陷和中断的分类仍采用时域方式。文献[9,10]在获取经 S 变换的扰动信号的特征量后, 再分别用专家系统和模时频矩阵相似度进行分类, 取得了较好的效果, 但专家系统的建立需做大量工作, 而矩阵相似度的计算量较大。

广义 S 变换在 S 变换的基础上, 可以进一步调整时频分辨率, 这为更好的提取各类短时扰动信号的特征量提供了可能。模糊模式识别是在解决模式识别问题时引进模糊逻辑的思想, 其方法较多, 其中最大隶属度原则最为简单实用, 它不需要建立复杂的模糊规则, 只要合理确定模式模糊集的隶属度函数即可。本文采用广义 S 变换对短时电能质量扰动进行处理, 对变换后得到的模时频矩阵提取 4 个统计特征量, 然后用模糊模式识别的最大隶属度原则进行分类。仿真结果表明该方法是有效的。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50677015)

1 广义 S 变换

S 变换最早由 Stockwell 提出^[11], S 变换不同于短时傅立叶变换之处在于高斯窗口的高度和宽度随频率而变化, 这样就克服了短时傅立叶变换窗口高度和宽度固定的缺陷。h(t) 的 S 变换定义为:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \left[\frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2}} \right] e^{-i2\pi ft} dt \quad (1)$$

式(1)方括号中高斯窗的宽度等于频率的倒数, 为了改变时频分辨率, 可以将窗宽因子 σ 修正为:

$$\sigma = k / f \quad (2)$$

其中 $k > 0$, 这样就可以得到 h(t) 的广义 S 变换:

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t) \frac{|f|}{k\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f^2}{2k^2}} e^{-i2\pi ft} dt \quad (3)$$

上式中当 $k > 1$ 则提高频率分辨率, 当然这会损失时间分辨率, $k < 1$ 时反之。离散序列的广义 S 变换可由下式计算 ($f \rightarrow n/NT, \tau \rightarrow jT$):

$$\begin{cases} S \left[jT, \frac{n}{NT} \right] = \sum_{m=0}^{N-1} H \left[\frac{m+n}{NT} \right] e^{-\frac{2\pi^2 k^2 m^2}{n^2}} e^{i2\pi mj/N}, n \neq 0 \\ S [jT, 0] = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} h \left(\frac{m}{NT} \right), n = 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中 $H(\cdot)$ 是 $h(\cdot)$ 的傅立叶变换, 因此 S 变换可以利用 FFT 实现快速计算。由式(4)对离散序列计算得到的是一个二维复时频矩阵, 列对应时间采样点, 行对应频率采样点, 频率采样点与实际频率的对应关系为: $f = (f_s / N) \times n, n = 0, 1, 2, \dots$, 其中 f 为实际频率, f_s 为采样频率, n 为对应的频率采样点。对该矩阵求模值, 得到广义 S 变换的模时频矩阵 (GSTM), GSTM 包含了丰富的信息, 适合于电能质量扰动信号的分析。

2 电能质量扰动信号的特征提取

2.1 电能质量扰动信号的广义 S 变换分析

如前所述, 窗宽因子系数 k 会对 GSMT 的时频分辨率产生影响, 为说明这一点, 采用(5)式模型产生振荡暂态扰动信号, 并分别取 $k=0.5$ 和 $k=2$ 对该扰动信号作广义 S 变换如图 1 所示。

$$d(t) = \begin{cases} \sin(100\pi t) + 0.5\sin(1200\pi t)e^{-12(t-0.04)}, & 0.04 \leq t \leq 0.07 \\ \sin(100\pi t), & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

图 1 中(a)为对 $d(t)$ 采样得到的离散序列, 图 1(b)~(d)和(e)~(g)是(4)式中 k 分别取 0.5 和 2 对(a)进行广义 S 变换后得到的三种表示, (e)~(g)纵轴坐标与(b)~(d)对应取相同刻度, 其中(b)、(e)是 GSMT 的等值线表示; (c)和(f)是 GSTM 中对应于额定频率的行向量, 它反映了扰动信号在额定频率处的幅值变动情况, 显然 $k=0.5$ 时有更高的时间分辨率; (d)和(g)是通过搜索 GSTM 各行中的最大值得到的向量, 它反映了扰动信号中包含的主要频率成分, 显然 $k=2$ 时有更高的频率分辨率。由测不准原理可知, 时间(频率)分辨率的提高是以降低频率(时间)分辨率为代价的。

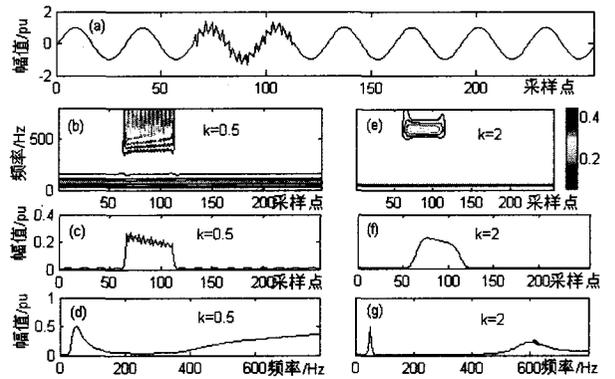


图 1 不同 k 值对时频分辨率的影响

Fig.1 Influence of parameter k on time-frequency resolution

2.2 特征提取

本文考虑的短时电能质量信号包括: 电压凹陷 (sag)、电压隆起 (swell)、电压中断 (interruption)、振荡暂态 (oscillatory transients)、电压尖峰 (spike)、电压切口 (notch)、谐波 (harmonics), 这些扰动信号的模型可参考文献[5,10]。

所考虑的扰动类型中, 谐波和振荡暂态的频率特征明显, 为能有效区分这些类型, 必须有足够的频率分辨率, 同时为兼顾时间分辨率, 本文选择窗宽因子系数 $k = \sqrt{3}$ 。利用 Matlab 产生长度为 8 周期的扰动信号, 信号的基频 ω_0 为 50 Hz, 采样频率为 1.6 kHz。得到各类扰动信号的 GSTM 后, 从中提取序列一(S1)和序列二(S2), 其意义分别和图 1 中(c)(d)相同, 将得到各扰动信号的 S1 和 S2 分别与预存标准正弦信号的 S1 和 S2 相减, 得到两个差分序列 DS1 和 DS2, 如图 2~8 所示, 其中(a)为扰动信号序列, (b)和(c)分别为 DS1 和 DS2。利用 DS1 和 DS2, 本文采用以下 4 种统计量作为特征:

f_1 : DS1 的均值。凹陷、切口的 $f_1 < 0$, 而隆起和尖峰的 $f_1 < 0$;

f_2 : DS1 的标准差。 f_2 反映扰动在额定频率的幅

值的变化程度，谐波、振荡、切口和尖峰的 f_2 几乎为 0，凹陷、中断和隆起的 f_2 较大且变动范围也较大；

f_3 : DS2 中频段的标准差(频率采样点为 25~57, 对应频率 150~350 Hz)。谐波的 f_3 较之其他扰动明显较大；变动范围也较大；

f_4 : DS2 高频段的标准差(频率采样点为 81~129, 对应频率 500~800 Hz)。振荡暂态的 f_4 有区别于其他扰动的较大值。

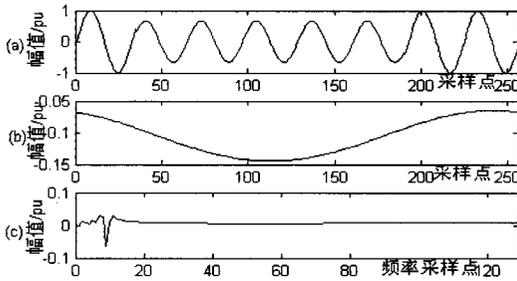


图 2 电压凹陷
Fig.2 Voltage sag

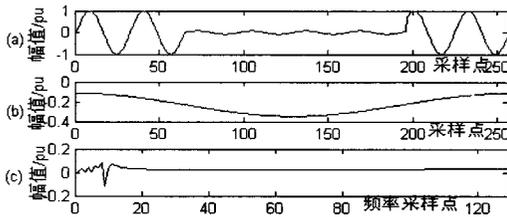


图 3 电压中断
Fig.3 Voltage interruption

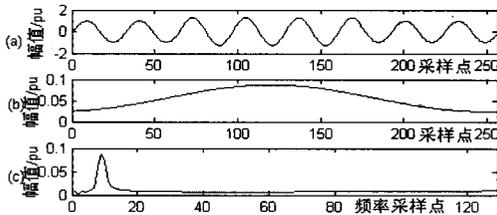


图 4 电压隆起
Fig.4 Voltage swell

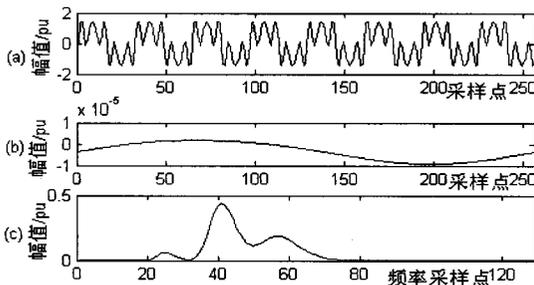


图 5 谐波
Fig.5 Voltage harmonics

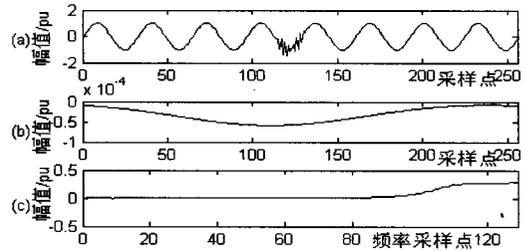


图 6 振荡暂态

Fig.6 Oscillatory transients

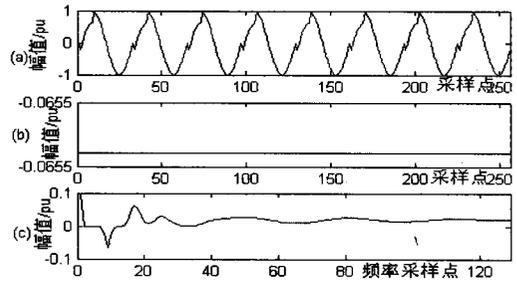


图 7 电压切口

Fig.7 Voltage notch

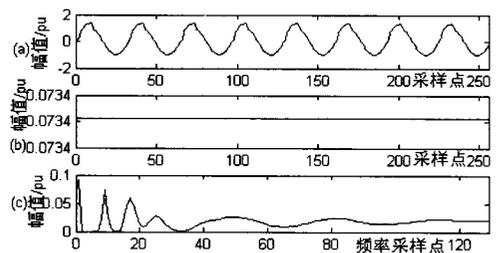


图 8 电压尖峰

Fig.8 Voltage spike

3 电能质量扰动信号的模糊模式识别

模糊识别的方法较多，本文采用常用的最大隶属度原则，其定义为^[12]：

设 $A_i(i=1,2,\dots,c)$ 是论域 U 上的模糊集， A_i 表示一个模糊模式类 ω_i ，论域中的各个元素 x 对每个 A_i 都有隶属度 $\mu_{A_i}(x)$ ，如果对于给定的 $x_j \in U$ 有：

$$\mu_{A_k}(x_j) = \max_i [\mu_{A_i}(x_j)] \quad (5)$$

则判 x_j 属于 ω_k 类。

就本文而言，论域中的元素即为上述的 4 个特征值，关键是有效地建立各扰动信号 4 个特征值的隶属度函数，然后分别求得隶属度，最后做出判决。将特征值的范围(模糊集)分为 5 级，即：负大(NB)，负小(NL)，零(Z)，正小(PL)，正大(PB)。采用梯形隶属度函数表示这 5 个模糊集如图 9 所示。

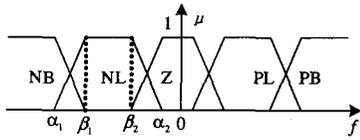


图 9 隶属度函数

Fig.9 Membership function

根据对各电能质量扰动信号的 4 个特征值分析, 建立各类扰动的模糊模式如表 1 所示。图 9 给出的各模糊集隶属度函数需要确定参数, 如模糊集 NL 需要确定 $\alpha_1, \alpha_2, \beta_1, \beta_2$ 四个参数, 当然, NB, PB 只需确定两个参数, 按如下公式确定参数:

$$\begin{cases} \beta_1 = f_{\min} + 2(f_{\max} - f_{\min})/15 \\ \beta_2 = f_{\min} + 8(f_{\max} - f_{\min})/15 \\ \alpha_1 = 2f_{\min} - \beta_1 \\ \alpha_2 = 2f_{\max} - \beta_2 \end{cases} \quad (6)$$

式中 f_{\min}, f_{\max} 分别为各特征值的最小和最大值, 由 (6) 式可知, 对于某种扰动信号而言, 即使特征值为最大最小值, 也可以保证其隶属度为 0.5, 同时考虑噪声影响, 类心更接近于最小值。

表 1 扰动信号的模糊模式

Tab.1 Fuzzy pattern of disturbance signals

	凹陷	中断	隆起	谐波	振荡	切口	尖峰
f_1	NL	NB	PB	Z	Z	NL	PL
f_2	PL	PL	PB	PL	PL	PL	PL
f_3	PL	PL	PL	PB	PL	PL	PL
f_4	PL	PL	PL	PL	PB	PL	PL

值得说明的是, 本文采用的是非固定参数的模糊集隶属度函数, 即各扰动特征隶属度函数的参数

表 2 扰动信号的特征值范围

Tab.2 Feature scales of disturbance

	凹陷	中断	隆起	谐波	振荡	切口	尖峰	
f_1	Min	-0.28767	-0.33797	0.011324	-0.012111	-0.01976	-0.013893	-0.0085658
	Max	-0.0069262	-0.061971	0.28227	0.013564	0.006386	0.013793	0.021148
f_2	Min	0.0038202	0.034496	0.0035448	$1.83 \cdot 10^{-6}$	$1.2539 \cdot 10^{-6}$	$2.2802 \cdot 10^{-5}$	$1.4527 \cdot 10^{-6}$
	Max	0.079407	0.091744	0.079953	0.0054924	0.0077136	0.0064799	0.0062161
f_3	Min	$5.463 \cdot 10^{-5}$	0.0004502	$4.1618 \cdot 10^{-5}$	0.033979	0.00088404	0.00032955	0.00091448
	Max	0.016493	0.015077	0.015881	0.15248	0.014276	0.015161	0.015433
f_4	Min	$5.349 \cdot 10^{-5}$	$9.6429 \cdot 10^{-5}$	$6.1091 \cdot 10^{-5}$	$5.5757 \cdot 10^{-5}$	0.0012745	0.004522	0.0013399
	Max	0.028363	0.02507	0.026735	0.03122	0.0262	0.17572	0.028911

测试过程中发现, 凹陷和中断的识别正确率只

按(6)式确定是各不相同的, 如凹陷和中断的 f_2 模式虽然都是 PL, 但它们的 4 个参数却是不同的, 即使相同的 f_2 值, 调用不同扰动的 PL 隶属度函数计算得到的隶属度值可能是不相等的, 在应用时可以通过查表的方式实现。

由隶属度函数计算会得到相对于 4 个特征值的 4 个隶属度值, 将它们按(7)式进行综合。

$$\mu_i = \lambda_1 \cdot \mu_{i1} + \lambda_2 \cdot \mu_{i2} + \lambda_3 \cdot \mu_{i3} + \lambda_4 \cdot \mu_{i4} \quad (7)$$

其中: $i=1,2,\dots,7$ 表示 7 种扰动, $\lambda_1 \sim \lambda_4$ 是权重系数且 $\sum \lambda_m = 1, m=1 \sim 4$, 这样 $\mu_i \in (0,1)$, 由此求得的最大隶属度值的类即判为所属类别。

4 仿真测试

文献[5,10]中的扰动信号模型含有参数并给出了变化范围, 如扰动持续时间和扰动幅度等。为充分模拟实际情况, 本文采用如下方法产生随机扰动持续时间, 首先随机产生 n 个扰动开始时刻 t_1 , 然后由(8)式确定 n 个结束时刻 t_2 , 式中 $\text{rand}(\cdot)$ 用来产生(0,1)间均匀分布的包含 n 个随机元素的随机向量。由 $t_2 - t_1$ 便可以得到 n 个在 (T_{\min}, T_{\max}) 间平均分布的随机扰动持续时间。其他参数的随机产生也与此类似。

$$t_2(1, n) = t_1(1, n) + T_{\min} + (T_{\max} - T_{\min}) \cdot \text{rand}(1, n) \quad (8)$$

随机产生信噪比分别为 60 dB 和 20 dB 下每种样本各 200 个, 由此得到每种扰动信号的各特征值的变化范围如表 2 所示。再随机产生每种扰动信号各 200 个作为测试样本, 进行广义 S 变换后提取特征值, 输入到上述识别系统, (7)式中的 $\lambda_1 \sim \lambda_4$ 分别取为 0.2, 0.35, 0.25, 0.2。

有 90% 左右, 这是因为当凹陷的程度接近于中断时,

它们的特征值非常接近, 容易出现相互错判, 为此, 当判为凹陷或中断时, 通过计算 GMST 对应中频段所有行向量对应元素进行平方累加得到扰动时间检测序列, 求出该序列两个峰值所对应的时刻之差的绝对值即为扰动持续时间, 结合特征 f_2 进行二级判断, 本文对凹陷和中断的各 200 个样本, 通过线性分类拟合得到判断式为:

$$f_{is} = f_2 - (-16 \times t_d^2 + 2.5 \times t_d - 0.019) \quad (9)$$

其中 t_d 为扰动持续时间, f_2 为特征 f_2 的值, 当 $f_{is} > 0$ 判为中断, $f_{is} < 0$ 判为凹陷。最终测得的分类结果如表 3 所示。由分类结果看出, 该方法正确率较高, 对噪声不敏感。

表 3 分类结果

Tab.3 Result of classification

	40dB	30dB	20dB
凹陷	99%	98%	87.5%
中断	100%	99.5%	94.5%
隆起	100%	100%	100%
谐波	100%	100%	100%
振荡	100%	98%	93%
切口	94.5%	93.5%	75%
尖峰	100%	100%	86.5%
平均正确率	99.1%	98.4%	90.9%

5 结论

扰动信号经广义 S 变换后得到的模时频矩阵提供了丰富的信息, 对该矩阵作简单处理, 提取 4 个统计量特征, 利用最大隶属度原则的模糊模式识别方法对扰动信号进行自动识别, 测试结果表明, 该方法具有算法简单, 计算速度快, 识别正确率较高和对噪声不敏感等优点, 适合于实际应用。

参考文献

- [1] 陈祥训. 采用小波技术的几种电能质量扰动的测量与分类方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(10): 1-6.
CHEN Xiang-xun. Wavelet-based Measurements and Classification of Short Duration Power Quality Disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(10): 1-6.
- [2] 王成山, 王继东. 基于小波包分解的电能质量扰动分类方法[J]. 电网技术, 2004, 28(15): 78-82.
WANG Cheng-shan, WANG Ji-dong. Classification Method of Power Quality Disturbance Based on Wavelet Packet Decomposition[J]. Power System Technology, 2004, 28(15): 78-82.
- [3] Youssef A M, Abdel-Galil T K, El-Saadany E F, et al. Disturbance Classification Utilizing Dynamic Time Warping Classifier[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2004, 19(1): 272-278.
- [4] Lee I W C, Dash P K. S-transform-based Intelligent System for Classification of Power Quality Disturbance Signals[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2003, 50(4): 800-805.
- [5] 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 Hao-zhong, DING Yi-feng, 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.
- [6] 何为, 杨洪耕. 基于 S 变换和扩张神经网络的电能质量扰动分类[J]. 继电器, 2007, 35(5): 64-69.
HE Wei, YANG Hong-geng. Power Quality Disturbances Classification Based on S-transform and Extension Neural Network[J]. Relay, 2007, 35(5): 64-69.
- [7] Chilukuri M V, Dash P K. Multiresolution S-transform-based Fuzzy Recognition System for Power Quality Events[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2004, 19(1): 323-330.
- [8] ZHAO Feng-zhan, YANG Ren-gang. Power Quality Disturbance Recognition Using S-transform[J]. IEEE Trans on Power Delivery, 2007, 22(2): 944-950.
- [9] 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 Hong-geng, LIU Shou-liang, XIAO Xian-yong, et al. S-transform-based Expert System for Classification of Voltage Dips[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(1): 98-104.
- [10] 刘守亮, 肖先勇, 杨洪耕. 基于 S 变换模时频矩阵相似度的短时电能质量扰动分类[J]. 电网技术, 2006, 30(5): 67-71.
LIU Shou-liang, XIAO Xian-yong, YANG Hong-geng. Classification of Short Duration Power Quality Disturbance Based on Module Time-frequency Matrixes Similarity by S-transform[J]. Power System Technology, 2006, 30(5): 67-71.
- [11] 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.
- [12] 孙即祥. 现代模式识别[M]. 北京: 国防科技大学出版社, 2002.
SUN Ji-xiang. Modern Pattern Recognition[M]. Beijing: National University of Defense Technology Press, 2002.

收稿日期: 2008-02-20; 修回日期: 2008-05-04

作者简介:

易吉良(1972-), 男, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向为电能质量分析和信号处理; E-mail: jiliang_yi@sina.com

彭建春(1964-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电力系统及其自动化专业的教学和研究工作。