

DOI: 10.7652/xjtuxb201308023

# 利用快速 S 变换的电能量扰动识别方法

满蔚仕<sup>1</sup>, 张志禹<sup>1</sup>, 康青<sup>2</sup>, 苗永康<sup>1</sup>, 席晓莉<sup>1</sup>

(1. 西安理工大学自动化学院, 710048, 西安; 2. 后勤工程学院, 401311, 重庆)

**摘要:** 针对当前基于 S 变换的电能量方法计算开销大、不能实时识别电能量扰动的问题, 提出利用快速 S 变换与最小二乘支持向量机相结合的识别电能量干扰新方法。该方法从快速 S 变换得到的一维向量中提取各频率段模系数的标准偏差、最大模系数及额定频率对应的模系数作为特征向量, 利用最小二乘支持向量机对电压骤升、电压骤降、电压中断、暂态脉冲、暂态振荡、谐波等几种电能量干扰进行分类和识别。研究表明: 与传统的基于 S 变换的电能量方法相比, 该方法在 2 个方面节省了时间, 一是减少了提取特征量所用的时间, 二是由于特征向量数据较少, 采用支持向量机样本训练时间减少; 特别是当电压扰动信号持续时间越长时节省效率越高, 在同样准确性下, 对于长度为 1 024 点的扰动信号, 节省了约 99% 的时间; 除此之外, 该方法对信号分类的正确率可达 98%, 同时还具有较高的抗干扰能力。

**关键词:** 电能量; 快速 S 变换; 支持向量机; 实时性

**中图分类号:** TM711 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2013)08-0133-07

## Fast S Transform-Based Classification of Power Quality Disturbance

MAN Weishi<sup>1</sup>, ZHANG Zhiyu<sup>1</sup>, KANG Qing<sup>2</sup>, MIAO Yongkang<sup>1</sup>, XI Xiaoli<sup>1</sup>

(1. School of Automation and Information, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

2. Logistical Engineering University, Chongqing 401311, China)

**Abstract:** Focusing on higher computation cost and lack of real-time detection for all techniques based on traditional S-transform to identify power quality disturbances, a real-time approach combining fast S-transform with least squares support vector machine is proposed. The standard deviation of module coefficients, maximum module coefficient of each frequency band, and module coefficient corresponding to the rated frequency are extracted from the one-dimensional vector of the fast S-transform of the original power quality signals as features, and the least squares support vector machine based on optimized parameters and the minimum output coding is used to classify and identify the voltage swell, voltage sag, voltage interruption, spike, transient oscillation and harmonic waves. Compared with the traditional approach based on S-transform, the proposed approach reduces the tasks in both extracting features and training of the support vector machine classifier due to fewer training samples. The longer the duration of the voltage disturbance signal, the higher the saving efficiency. To the same accuracy, for the disturbance signal with a length of 1 024 points, processing time can be saved by 99%. The classification accuracy of this approach gets up to 98% with higher anti-interference ability.

**Keywords:** power quality; fast S-transform; support vector machine; real-time

收稿日期: 2012-12-28。 作者简介: 满蔚仕(1969—), 男, 讲师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61271091); 陕西省教育厅科学研究计划资助项目(2013JK09937)。

网络出版时间: 2013-04-22

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20130422.0925.001.html>

随着我国经济的快速发展,对电力的需求大幅增加,在现代的各种生产系统中,各种不同性能的电力电子设备的应用越来越广泛<sup>[1]</sup>,导致电力系统电能质量(PQ)日趋恶化,同时这些电力设备对电能质量要求愈加严格,因此如何控制、稳定电网的电能质量成为电力部门关注的焦点之一。

电能质量扰动(PQD)信号形式纷繁复杂,如何正确提取扰动信号的特征量以及如何准确识别扰动信号类型成为解决与提高电能质量的首要问题。文献[2]采用短时傅里叶变换(STFT)对电压暂降信号进行时频分析并提取特征分量,识别电压暂降的扰动源类型。但是,STFT是一种线性的时频分析方法,其频率分辨率单一,不能够有效提取PQD信号的频率信息。由于小波变换方法具有自适应分辨率能力,对于暂态信号和突变信号的分析比较适用,在电能质量分析中得到广泛应用。文献[3-6]利用小波变换提取扰动信号的特征分量,结合神经网络实现扰动信号的分类。虽然小波变换具有多尺度分析特性,可以提供扰动信号不同尺度的特征,但小波变换是时间-尺度变换,尺度和频率之间必须有个转换,而且母小波不同,转换也不同,最终得到的小波系数不直接含有频率信息和相位信息,且小波系数易受噪声影响,多尺度判断的结果可能相互矛盾<sup>[7]</sup>。

S变换作为小波变换和短时傅里叶变换的发展,较之小波变换具有更细致的时频分辨率,克服了STFT时频分辨率单一的缺点,在PQD分析中广泛用于信号特征分量的提取<sup>[8-13]</sup>。文献[8-9]利用扰动信号S变换的时频矩阵提取特征分量并通过构造支持向量机(SVM)分类树进行分类;文献[10-13]利用S变换提取PQD信号的特征分量,采用不同的分类方法实现PQD信号的识别和分类。但是,S变换自身存在计算时间长,存储空间消耗大等缺点,不能实时快速的对PQD信号检测、分类。文献[14]提出快速S变换(FST),可以将S变换的二维时频矩阵压缩成一维向量,即N个点的时序信号通过FST得到只有N个点的时频向量,这种方法能够有效避免S变换时频矩阵中的大量冗余信息,为准确提取信号的特征分量奠定了基础,并且节约了计算时间。

PQD信号的分类识别方法主要有神经网络<sup>[6]</sup>、支持向量机<sup>[13,15-16]</sup>、决策树分类等。神经网络分类器训练时间长,易陷入局部最小值。决策树分类虽速度较快,但规则制定复杂,多类分类模型难于处理。支持向量机在解决小样本、非线性及高维模式

识别问题中具有许多优势,最小二乘支持向量机(LS-SVM)<sup>[15-16]</sup>作为支持向量机的扩展,用等式约束代替不等式约束,将二次规划问题转化为可用最小二乘法求解的线性方程组,降低了计算复杂性,从而提高了求解速度,节约计算时间<sup>[16]</sup>。

因此,本文提出利用FST变换和最小二乘支持向量机结合的电能质量扰动分类方案,根据扰动信号的数学模型产生扰动信号实验数据,进行FST变换,提取各频率段模系数的标准偏差、最大模系数及额定频率对应的模系数作为扰动信号的特征分量,然后将这些特征向量输入到参数优化后的LS-SVM分类器中,实现对正常电压和电压骤升、电压骤降、电压中断、暂态脉冲、暂态振荡、谐波等电能质量扰动进行分类和识别。仿真实验结果表明,本文方案能够快速、实时提取扰动信号的特征,并对扰动信号进行正确分类。

## 1 快速S变换基本原理

快速S变换的定义

$$S(\tau, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \omega(\tau - t, \sigma) e^{(-i2\pi t \nu)} dt \quad (1)$$

式中: $\omega(\tau - t, \sigma)$ 是单位区域内所有频率 $\nu$ 的广义窗函数,参数 $\sigma$ 可以是常数,也可由 $\tau$ 和 $\nu$ 确定。当 $\sigma = \nu$ 时,FST退化为ST; $\sigma$ 为一个常数时,FST退化为STFT; $\omega(\tau - t, \nu) = 1$ 时,FST即为傅里叶变换(FT)。

在此引入由式(1)定义的‘S域’和一种新的‘ $\alpha$ -域’,它由FST的傅里叶变换得到

$$\alpha(\nu', \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau, \nu) e^{-i2\pi \nu' \tau} d\tau \quad (2)$$

式中: $\nu'$ 是S域内对 $\tau$ 进行傅里叶变换后的变量。将式(1)带入式(2),得

$$\begin{aligned} \alpha(\nu', \nu) &= \text{FT}(S(\tau, \nu)) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau, \nu) e^{-i2\pi \nu' \tau} d\tau = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left[ \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \omega(\tau - t, \sigma) e^{(-i2\pi t \nu)} dt \right] e^{-i2\pi \nu' \tau} d\tau = \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) e^{-i2\pi t \nu} dt [W(\nu', \sigma) e^{-i2\pi \nu' t}] = \\ &= W(\nu', \sigma) \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) e^{-i2\pi (\nu' + \nu) t} dt = \\ &= G(\nu' + \nu) W(\nu', \sigma) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $G(\nu')$ 和 $W(\nu', \sigma)$ 分别是原始信号和窗函数对 $\tau$ 的傅里叶变换。因此,S域信号

$$S(\tau, \nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} \alpha(\nu', \nu) e^{i2\pi \nu' \tau} d\nu' \quad (4)$$

式(4)实际上是式(3)中 $\alpha$ 的逆傅里叶变换。 $S(\tau, \nu)$ 中包含大量的冗余信息,通过对 $S(\tau, \nu)$ 进行滤波和二

进制采样可以得到一维向量,这个向量经内插方法构成的二维时频矩阵可以完全重构回原始信号。文献[14]指出,对于一个长度为  $N$  的时域信号序列,利用 ST 的离散形式计算其时间和空间复杂度分别为  $O(N^3)$  和  $O(N^2)$ 。即便在计算时部分采用了 FFT 方法,其时间和空间复杂度仍分别为  $O(N^2 \log N)$  和  $O(N^2)$ ,通过文献[14]中的快速算法,其时间和空间复杂度分别降为  $O(N \log N)$  和  $O(N)$ 。

本文根据 FST 算法的采样关系以及同一时刻上一个频段和下一个频段的关系,归纳一维 S 域内某个值的位置来确定它所代表的频率和时间如下:设  $S_{ft}(n)$  为信号  $g(t)$  的 FST 一维模系数,  $n_{\text{index}}$  是  $S_{ft}(n)$  中一个记录点,且  $2 < n_{\text{index}} < N-1$ , 可得以下关系

$$\left. \begin{aligned} n_L &= \lfloor \lg(n_{\text{index}}) + 2 \rfloor \\ n_1 &= 2^{n_L-2} \\ n_2 &= 2^{n_L-1} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中:  $n_L$  为当前所在频率段的层数;  $\lfloor \cdot \rfloor$  为向下取整运算符;  $n_1$ 、 $n_2$  为当前频率段在  $S_{ft}(n)$  的起始和结束位置,有  $n_1 < n_{\text{index}} < n_2$ , 并且

$$\left. \begin{aligned} n_{\text{before}} &= 0.5n_{\text{index}} \\ n_{\text{next}} &= 2n_{\text{index}} - 1, \quad n_{\text{index}} < N/2 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中:  $n_{\text{before}}$  和  $n_{\text{next}}$  分别代表与  $n_{\text{index}}$  相同时间分量,在 FST 域的上一个频率段的位置和下一个频率段的位置。

图 1 为正弦信号的 FST 变换及其对应的二维时频图,其时长为 8 个周期,采样点数为 512,频率为 50 Hz。

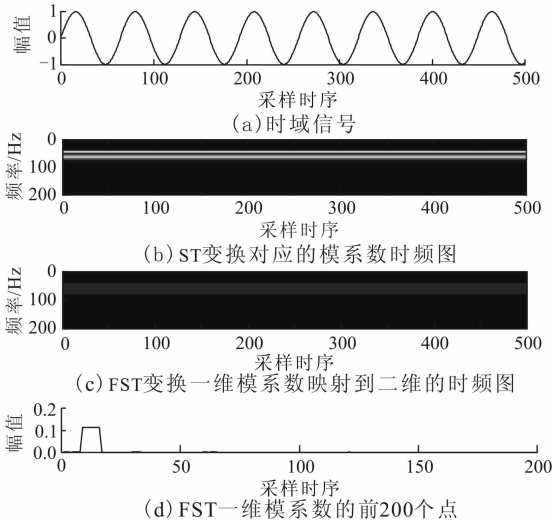


图 1 正弦信号的 ST 与 FST 时频图

## 2 最小二乘 SVM 基本原理

支持向量机的基本思想是:首先选择非线性映射,将输入向量从原空间映射到高维特征空间,变成线性可分样本,在此高维空间中,利用结构风险最小化原则,构造最优决策函数,使正、负样本之间的隔离边缘最大。

设给定训练集为  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ ,  $x_i \in R^m$ ,  $y_i \in \{-1, 1\}$ ,  $n$  为样本数。非线性映射  $\phi(\cdot)$  将样本从原空间  $R^m$  映射到高维特征空间,构造最优线性决策函数  $y(x) = \text{sgn}[\mathbf{w}\phi(x) + b]$ , 其中  $\mathbf{w}$  为权向量,  $b$  为常数。最小二乘支持向量机<sup>[16]</sup>可表述如下

$$\left. \begin{aligned} \min J(\mathbf{w}, \xi) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + \frac{1}{2}c \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } y_i[\mathbf{w}\phi(x_i) + b] &= 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中:  $c$  为容错惩罚系数,  $c > 0$ ;  $\xi_i$  为松弛因子,  $\xi_i \geq 0$ 。定义拉格朗日函数

$$L(\mathbf{w}, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 +$$

$$\frac{c}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i[\mathbf{w}\phi(x_i) + b] - 1 + \xi_i\}$$

式中:  $\alpha_i$  为拉格朗日因子。根据 KTT 优化条件得到如下的方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + 1/c & \dots & K(x_1, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_n, x_1) & \dots & K(x_n, x_n) + 1/c \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中:  $K(x_i, x_j) = \phi^T(x_i)\phi(x_j)$  为核函数, 本文采用 RBF 函数  $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2/2\sigma^2)$ 。采用最小二乘法求出  $\alpha$  和  $b$ , 得线性决策函数为

$$y(x) = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^n \alpha_i K(x, x_i) + b\right]$$

SVM 算法自身是为二分类问题设计的, 当用于处理多类分类问题时, 需要构造合适的多类分类器, 将多类问题转换成两类问题, 这可以通过编码方式解决, 即将每类的类型标记用不同的编码表示。常用的编码方式<sup>[15]</sup>有: 最小输出编码(MOC)、错误校正输出编码(ECOC)、一对所有编码(OneVsAll)、一

对一编码(OneVsOne)。MOC 的输出位数为  $N_0 = \lceil \lg(M) \rceil$ ,  $M$  为样本总类型个数,只需要建立  $N_0$  个 SVM;ECOC 的输出位数为  $N_0 \leq 15 \lceil \lg(M) \rceil$ ; OneVsAll 需要建立  $M$  个 SVM,每个 SVM 用于区分对应的类;OneVsOne 需要建立  $N_0 = M(M-1)/2$  个 SVM。MOC 编码实现简单,输出位数少,计算时间短,因此本文采用 MOC 编码方案。本文将正常电压、电压骤升、电压骤降、电压中断、暂态振荡、电压尖峰、谐波 7 种扰动信号的类型标记为  $\mathbf{Y} = [1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7]$ 。采用 MOC 编码方案,则  $N_0 = 3$ ,那么 7 类扰动信号的编码方案如下

$$\mathbf{Y}_C = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中每一列对应一种扰动类型的编码。

表 1 是不同长度时序用 ST 正变换和 FST 正变换运行时间的对比,计算环境为 IntelCore2Duo X7800 2.6 GHz,2 GB RAM,WIN7(32),MatlabR2010b。从中可以清楚看出,FST 的运行时间远远小于 ST,当  $N=2^{13}$  时,ST 内存溢出无法计算,而此时 FST 运行时间仍小于 0.1 s,因此 FST 可以用于扰动信号特征向量的实时提取。

### 3 电能质量扰动分类

#### 3.1 电能质量扰动模型

根据文献[1,9,15]中的电能质量数学模型,建

立正常电压、电压骤升、电压骤降、电压中断、暂态振荡、电压尖峰、谐波 7 种扰动数学模型,如表 2 所示。表 2 中,信号的基频为 50 Hz,电压幅值已归一化,函数  $u(t)$  为阶跃函数。

#### 3.2 提取特征分量

利用表 2 的电能质量扰动模型,分别建立 7 种仿真信号时序,时序持续 8 个额定周期共 0.16 s,采样点数为 1 024 个,采样频率为 6.4 kHz,可以检测到的最大频率为 3.2 kHz。由 FST 所得一维模系数对应的二维时频关系,可以根据式(5)得到 1 024 个时序点可以构成 11 个频率段。每个频率段内各频率对应的一维模系数的起始与结束的位置相同。本文提取 3 种分量构建扰动信号的特征向量:

- (1)每个频段对应时序点的标准差;
- (2)每个频段最大幅值;
- (3)额定频率对应的各个时序点的幅值。

第 1 个与第 2 个频率段都只对应一个时序点,其标准差为 0,生成特征向量是可以忽略的。对于 8 个额定周期的信号时序而言,50 Hz 所对应的起始与结束时序点分别为 9 和 16,最终特征向量包含有 28 个数据。若采用 S 变换,用其二维时频矩阵提取相同分量,则构成的特征向量包含 2 048 个数据。因此,利用 FST 所得的一维模系数向量所提取的特征向量能够节约大量的存储空间,减少分类训练时间,减少信号的识别时间。

图 2 到图 8 分别为扰动信号 Y1~Y7 的 3 种特

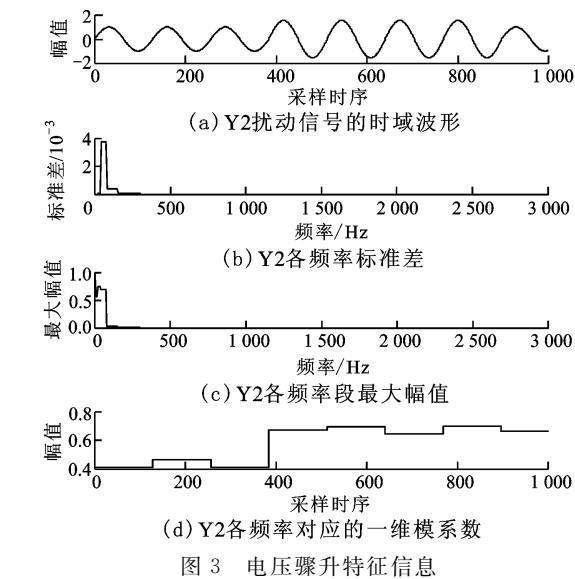
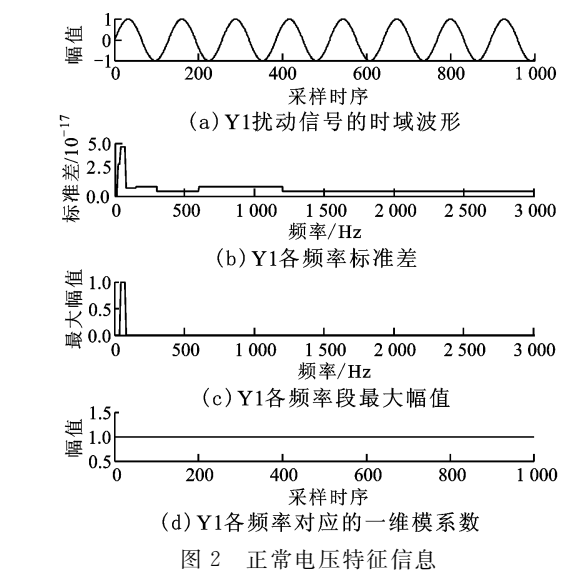
表 1 ST 正变换和 FST 正变换的计算时间

| 算法  | 计算时间/s  |         |         |            |            |             |
|-----|---------|---------|---------|------------|------------|-------------|
|     | $N=2^7$ | $N=2^8$ | $N=2^9$ | $N=2^{10}$ | $N=2^{11}$ | $N=2^{13}$  |
| ST  | 0.033 5 | 0.171 2 | 2.071 4 | 16.673 5   | 135.885 1  | 1 013.857 7 |
| FST | 0.032 5 | 0.006 9 | 0.007 7 | 0.012 1    | 0.021 0    | 0.035 9     |
|     |         |         |         |            |            | 0.066 7     |

表 2 电能质量扰动模型

| 信号类型 | 符号 | 表达式                                                                                                       | 参数                                                                                         |
|------|----|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|
| 正常电压 | Y1 | $\sin(\omega_0 t)$                                                                                        | $\omega_0 = 50\text{ Hz}$                                                                  |
| 电压骤升 | Y2 | $\{1 + \alpha[u(t_2) - u(t_1)]\} \sin(\omega_0 t)$                                                        | $0.1 < \alpha < 0.9, \quad T < t_2 - t_1 < 6T$                                             |
| 电压骤降 | Y3 | $\{1 - \alpha[u(t_2) - u(t_1)]\} \sin(\omega_0 t)$                                                        | $0.1 < \alpha < 0.9, \quad T < t_2 - t_1 < 6T$                                             |
| 电压中断 | Y4 | $\{1 - \alpha[u(t_2) - u(t_1)]\} \sin(\omega_0 t)$                                                        | $0 < \alpha < 0.1, \quad T < t_2 - t_1 < 6T$                                               |
| 暂态振荡 | Y5 | $\sin(\omega_0 t) + \alpha e^{-\epsilon(t-t_1)} \sin(\beta \omega_0 t) [u(t_2) - u(t_1)]$                 | $0.1 < \alpha < 0.8, \quad 0.1 < \beta < 0.5$<br>$\epsilon = 50, \quad 0 < t_2 - t_1 < 2T$ |
| 电压尖峰 | Y6 | $\sin(\omega_0 t) + \text{sgn}(\sin(\omega_0 t)) \sum_{i=1}^8 \alpha [u(t_2 + i0.02) - u(t_1 + i0.02)]$   | $0.1 < \alpha < 0.4, \quad 0 < t_2 - t_1 < 2T$                                             |
| 谐波   | Y7 | $\sin(\omega_0 t) + \alpha_3 \sin(3\omega_0 t) + \alpha_5 \sin(5\omega_0 t) + \alpha_7 \sin(7\omega_0 t)$ | $0.02 < \alpha_3, \quad \alpha_5, \alpha_7 < 1$                                            |

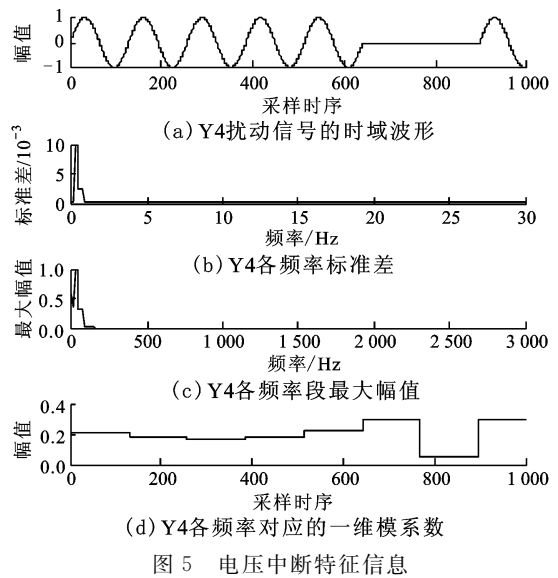
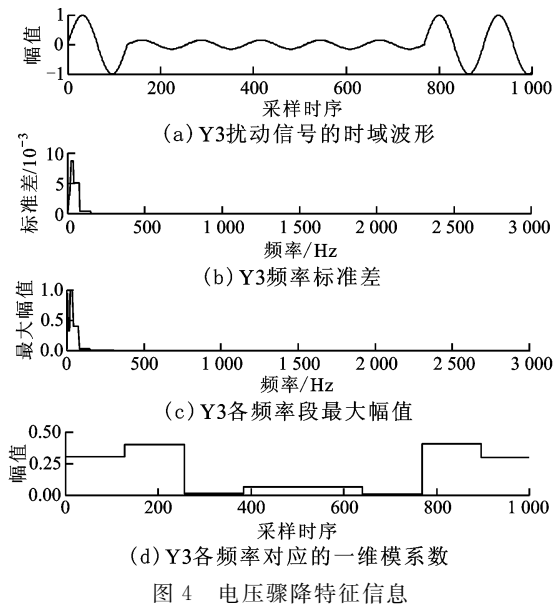
征分量对应的曲线。



观察图 2~图 8,电压骤升、电压骤降、电压中断 3 种信号的标准差和最大幅值曲线相近,可以从额定频率模系数来区分。谐波信号的额定频率模系数为同一值,具有非常明显的特点。尖峰信号与暂态信号的标准差之间区别明显。因此,本文提取的 3 种分量作为特征向量能够准确表示各扰动信号的特点。

4 扰动分类仿真实验

在相同的计算环境下,按照上面提取特征向量,表 2 中参数在范围内随机变化,对每一类扰动信号产生 300 个样本数据,其中 200 个用作训练样本,100 个作为测试样本。对 300 个样本数据加以均值



为 0 的高斯白噪声,信噪比分别为 40、30、20 dB。表 3 为 7 种信号在有噪声与无噪声下的分类识别结果,对不同的扰动类型,本文方法都能很好地识别,得到良好的识别分类效果。在大噪声情况下,扰动类型的识别率在 98% 以上,而且大部分扰动类型的识别都能够达到 100% 的正确率,因此本文方法具有一定的抗噪性。当噪声是有色噪声时或者噪声比较大时,特别是噪声的功率谱集中在基频附近时,会影响特征的提取,文献[17]提出降噪作为预处理以提高检测正确率,采用 S 变换域的阈值法降噪<sup>[18-20]</sup>可以进一步提高特征提取的准确性。

采用的 LS-SVM 受容错惩罚因子  $c$  和 RBF 核函数  $\sigma^2$  的影响,本文采用交叉验证法求取最优参数。表 4 和表 5 分别为 7 种信号 200 个训练样本、

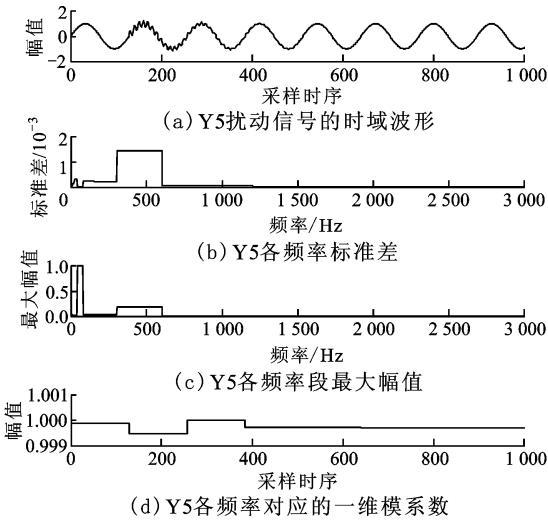


图 6 暂态振荡特征信息

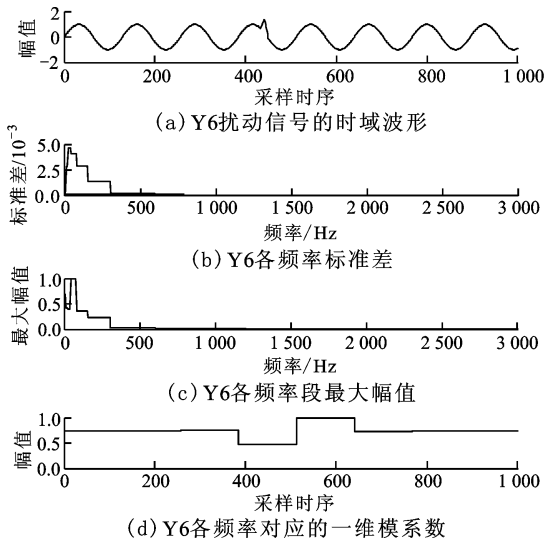


图 7 电压尖峰特征信息

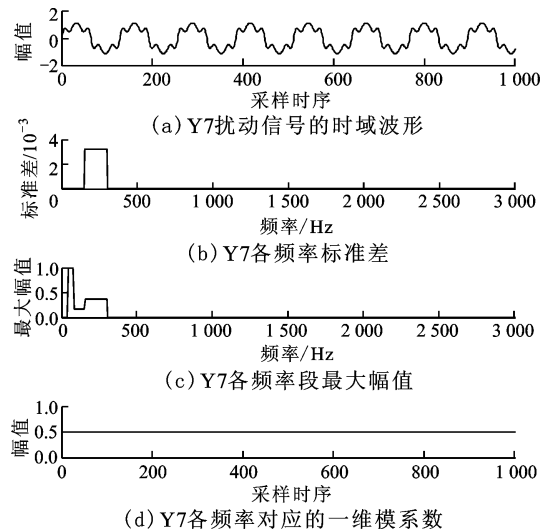


图 8 谐波特征信息

100 个测试样本采用 ST 和 FST 所用训练时间、分类时间、特征提取时间以及第一位输出编码采用的最优参数。由表 4 可以看出,用 FST 提取特征量所用时间稳定,都在 15 ms 左右,一个信号的分类时间在 1 ms 左右,利用 FST 在已训练好的模板上进行扰动信号特征提取及分类所用时间不超过 18 ms,这个时间小于一个信号周期 20 ms。若用 ST 提取特征分量并分类,则由表 5 可知,一个信号所用时间为 1.2 s,这远大于信号的采样时间 0.16 s,因此本文提出的方法可以用于电能质量扰动的实时监测。

表 3 电能质量扰动分类测试结果

| 扰动类型 | 分类正确率/% |       |       |       |
|------|---------|-------|-------|-------|
|      | 无噪声     | 40 dB | 30 dB | 20 dB |
| Y1   | 100     | 100   | 100   | 100   |
| Y2   | 100     | 100   | 100   | 100   |
| Y3   | 98      | 100   | 100   | 98    |
| Y4   | 100     | 100   | 100   | 100   |
| Y5   | 100     | 99    | 100   | 100   |
| Y6   | 100     | 100   | 100   | 100   |
| Y7   | 100     | 100   | 100   | 99    |

表 4 FST 的训练、分类及特征提取时间

| 扰动类型 | 训练时间/s | 分类时间/s | 特征提取时间/s | 最优参数  |            |
|------|--------|--------|----------|-------|------------|
|      |        |        |          | $c$   | $\sigma^2$ |
| Y1   | 2.980  | 0.078  | 0.016    | 1.629 | 1.645      |
| Y2   | 2.683  | 0.125  | 0.016    | 2.213 | 1.097      |
| Y3   | 2.730  | 0.109  | 0.016    | 1.857 | 1.423      |
| Y4   | 2.730  | 0.078  | 0.016    | 2.535 | 2.183      |
| Y5   | 2.855  | 0.078  | 0.016    | 2.702 | 1.680      |
| Y6   | 2.621  | 0.094  | 0.016    | 1.145 | 2.160      |
| Y7   | 2.792  | 0.078  | 0.016    | 2.449 | 1.581      |

表 5 ST 的训练、分类及特征提取时间

| 扰动类型 | 训练时间/s | 分类时间/s | 特征提取时间/s | 最优参数  |            |
|------|--------|--------|----------|-------|------------|
|      |        |        |          | $c$   | $\sigma^2$ |
| Y1   | 7.613  | 2.028  | 11.403   | 1.411 | 5.705      |
| Y2   | 11.684 | 1.622  | 11.559   | 9.114 | 4.256      |
| Y3   | 11.122 | 1.888  | 10.576   | 1.736 | 11.787     |
| Y4   | 12.511 | 2.184  | 10.904   | 4.423 | 15.134     |
| Y5   | 11.746 | 2.075  | 11.216   | 1.721 | 4.946      |
| Y6   | 6.302  | 1.888  | 11.466   | 0.809 | 13.264     |
| Y7   | 6.318  | 2.012  | 11.949   | 6.060 | 11.489     |

## 5 结 论

本文通过FST提取的PQD信号的特征向量能够准确描述信号的特征类型,与ST相比较,能够大大减少提取特征量所用的时间,当电压扰动信号较长时亦不会影响特征提取实时性。由于特征向量数据小,采用参数优化的最小输出编码方式的最小二乘支持向量机样本训练时间也少,信号分类速度快,准确率高。仿真还显示,本文的识别分类方法对一定信噪比下的白噪声不敏感,具有较好的稳定性与适应性。因此,本文方法是快速实时分析PQD的一个选择。文中提取了3种PQ特征,在满足实时性和准确性要求下,从更多的PQ特征中选取最优的特征量并付诸硬件实现是值得进一步研究的。

## 参考文献:

- [1] 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, 2005,24(4):51-56.
- [2] 赵凤展,杨仁刚. 基于短时傅里叶变换的电压暂降扰动检测[J]. 中国电机工程学报, 2007,27(10):28-34.  
ZHAO Fengzhan, YANG Rengang. Voltage sag disturbance detection based on short time Fourier transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2007,27(10):28-34.
- [3] 李霖,杨洪耕. 基于二维离散平稳小波的电能质量扰动分类[J]. 电力系统自动化, 2007,31(10):21-26.  
LI Lin, YANG Honggeng. Short duration power quality disturbance signal classification method based on two-dimensional discrete static wavelet transform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007,31(10):21-26.
- [4] 何为,杨洪耕. 基于第二代小波变换和离散隐马尔可夫模型的电能质量扰动分类[J]. 电工技术学报, 2007,22(5):146-152.  
HE Wei, YANG Honggeng. Disturbance classification based on second generation wavelet transform and discrete hidden Markov models[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007,22(5):146-152.
- [5] 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 Chengshan, WANG Jidong. Classification method of power quality disturbance based on wavelet

packet decomposition[J]. Power System Technology, 2004,28(15):78-82.

- [6] 秦英林,田立军,常学飞. 基于小波变换能量分布和神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统自动化设备, 2009,29(7):64-66.  
QIN Yinglin, TIAN Lijun, CHANG Xuefei. Classification of power quality disturbance based on wavelet energy distribution and neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009,29(7):64-66.
- [7] SANTOSO S, POWERS E J, GRADY W M. Power quality disturbance identification using wavelet transforms and artificial neural networks[C]//Proceedings of IEEE ICHQP VII. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1996:615-618.
- [8] 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 Shouliang, XIAO Xianyong, YANG Honggeng. 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.
- [9] XIAO Xianyong, XU Fangwei, YANG Honggeng. Short duration disturbance classifying based on S-transform maximum similarity[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2009,31(7):374-378.
- [10] 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.
- [11] 赵凤展,杨仁刚. 基于S变换和时域分析的电能质量扰动识别[J]. 电网技术, 2006,30(15):90-94.  
ZHAO Fengzhan, YANG Rengang. Power quality disturbances classification based on S-transform and time domain analysis[J]. Power System Technology, 2006,30(15):90-94.
- [12] 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.
- [13] 沈跃,刘国海,刘慧. 基于改进S变换和贝叶斯相关向

- 量机的电能质量扰动识别 [J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 587-591.
- SHEN Yue, LIU Guohai, LIU Hui. Classification identification of power quality disturbances based on modified S-transform and Bayes relevance vector machine [J]. Control and Decision, 2011, 26(4): 587-591.
- [14] BROWN R A, LAUZON L M, FRAYNE R. A general description of linear time-frequency transforms and formulation of a fast, invertible transform that samples the continuous S-transform spectrum nonredundantly [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(1): 281-290.
- [15] 张全明, 刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 106-110.
- ZHANG Quanming, LIU Huijin. Application of LS-SVM in classification of power quality disturbances [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(1): 106-110.
- [16] 杨延西, 刘丁. 基于小波变换和最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测 [J]. 电网技术, 2005, 29(13): 60-64.
- YANG Yanxi, LIU Ding. Short-term load forecasting based on wavelet transform and least square support vector machine [J]. Power System Technology, 2005, 29(13): 60-64.
- [17] 易吉良, 彭建春, 罗安, 等. 电能质量信号的改进 S 变换降噪方法 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 32-37.
- YI Jiliang, PENG Jianchun, LUO An, et al. Power quality signal denoising using modified S-transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1): 32-37.
- [18] 高静怀, 满蔚仕, 陈树民. 广义 S 变换域有色噪声与信号识别方法 [J]. 地球物理学报, 2004, 22(5): 869-875.
- GAO Jinghuai, MAN Weishi, CHEN Shumin. Recognition of signal from colored noise background in generalized S-transform domain [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2004, 22(5): 869-875.
- [19] PINNEGAR C R, MANSIHA L. Time-local spectral analysis for non-stationary time series: the S-transform for noise signal [J]. Fluctuation and Noise Letters, 2003, 3(3): 357-364.
- [20] MAN Weishi, GAO Jinghuai. Statistical denoising of signals in the S-transform domain [J]. Computers & Geosciences, 2009, 35(6): 1079-1086.

(编辑 杜秀杰)

(上接第 109 页)

- [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1669-1684.
- [5] CHOI K, PARK S H, JANG E S. Coding tree pruning based CU early termination [EB/OL]. (2011-07-14)[2012-05-07]. [http://phenix.int-evry.fr/jct/doc\\_end\\_user/documents/6\\_Torino/wg11/JCTVC-F092-v3.zip](http://phenix.int-evry.fr/jct/doc_end_user/documents/6_Torino/wg11/JCTVC-F092-v3.zip).
- [6] LAROCHE G, POIRIER T, ONNO P. Encoder speed-up for the motion vector predictor cost estimation [EB/OL]. (2012-02-01)[2012-05-10]. [http://phenix.int-evry.fr/jct/doc\\_end\\_user/documents/8\\_San%20Jose/wg11/JCTVC-H0178-v2.zip](http://phenix.int-evry.fr/jct/doc_end_user/documents/8_San%20Jose/wg11/JCTVC-H0178-v2.zip).
- [7] CASSA M B, NACCARI M, PEREIRA F. Fast rate distortion optimization for the emerging HEVC standard [C]//Proceedings of 2012 Picture Coding Symposium. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 493-496.
- [8] KIM J, JEONG S, CHO S, et al. Adaptive coding unit early termination algorithm for HEVC [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Consumer Electronics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 261-262.
- [9] HAN W J, MIN J, KIM I K, et al. Improved video compression efficiency through flexible unit representation and corresponding extension of coding tools [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(12): 1709-1720.
- [10] SULLIVAN G J, WIEGAND T. Rate-distortion optimization for video compression [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1998, 15(6): 74-90.
- [11] ORTEGA A, RAMCHANDRAN K. Rate-distortion methods for image and video compression [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1998, 15(6): 23-50.
- [12] BOSSEN F. Common test conditions and software reference configurations [EB/OL]. (2012-11-23)[2012-12-14]. [http://phenix.int-evry.fr/jct/doc\\_end\\_user/documents/11\\_Shanghai/wg11/JCTVC-K1100-v1.zip](http://phenix.int-evry.fr/jct/doc_end_user/documents/11_Shanghai/wg11/JCTVC-K1100-v1.zip).
- [13] HJONTEGAARD G. Calculation of average PSNR differences between RD-curves [EB/OL]. (2001-03-28)[2012-10-10]. [http://wftp3.itu.int/av-arch/video-site/0104\\_Aus/VCEG-M33.doc](http://wftp3.itu.int/av-arch/video-site/0104_Aus/VCEG-M33.doc).

(编辑 刘杨)