

基于聚类改进 S 变换与直接支持向量机的 电能质量扰动识别

徐志超^{1,2}, 杨玲君², 李晓明^{2,3}

(1. 南水北调中线干线工程建设管理局, 北京 100038;

2. 武汉大学 电气工程学院, 湖北 武汉 430072; 3. 武汉大学 苏州研究院, 江苏 苏州 215123)

摘要: 针对电能质量扰动信号的识别问题, 提出基于聚类改进 S 变换与直接支持向量机(SVM)的电能质量扰动识别方法。提出聚类改进 S 变换方法, 该方法结合电能质量扰动信号的特点, 可同时对基频的时域分辨率及高频的频域分辨率进行最优化处理, 保证特征提取的准确性; 将直接支持向量机作为分类器, 与最小二乘支持向量机相比, 其求解简单, 计算复杂度较低, 训练与测试速度快, 泛化能力较高, 并且避免不能保证全局最优解的缺点; 将聚类改进 S 变换与直接支持向量机相结合, 应用于单一扰动及混合扰动的识别分类工作。仿真实验验证了所提方法的有效性。

关键词: 电能质量; 扰动识别; 聚类改进 S 变换; 直接支持向量机; 支持向量机

中图分类号: TM 761

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.07.009

0 引言

近年来, 非线性负荷和精密电力电子设备的大量使用, 对电网中电能质量产生了严重的污染与破坏, 给用户与供电方均造成巨大经济损失。因此, 必须通过采用快速、正确的数据处理方法对引起电能质量问题的扰动信号进行识别, 才能及时找出电能质量恶化的根本原因, 从而采取合理的应对措施, 以保证智能电网的“坚强性”。

电能质量扰动信号的识别需要通过特征提取和信号分类两步骤来实现, 其中常见的扰动特征提取方法包括小波变换、短时傅里叶变换、Hilbert-Huang 变换等^[1-3]; 常见的信号分类方法包括神经网络、决策树、支持向量机等^[4-6]。该问题研究已开展多年, 但传统识别方法较多仅针对单一扰动进行分析。在电力系统实际运行环境中, 扰动种类繁多, 且存在扰动混合出现的现象。因此有必要加强对电能质量扰动数据处理方法的研究, 扩大检测与识别的适用范围, 同时还应尽可能提升处理方法在结果精度及实时性等方面的性能。

S 变换作为小波变换与短时傅里叶变换的继承与发展, 免去了窗函数的选择, 并改善了窗宽固定的缺点, 被广泛应用于电能质量扰动识别工作中^[7]。但由于该方法时频分辨率固定且相对较低, 使其在使用过程中受到了一定的制约, 尤其在特征信息提取精度要求较高的情况下, S 变换结果往往难以满足

要求。文献[8]与文献[9]中分别提出了基于广义 S 变换和改进 S 变换的电能质量扰动特征提取方法, 提高单一扰动信号特征提取的精度, 然而以上 2 种方法无法同时保证混合扰动信号中时频域特征信息的高精度提取, 因此, 本文提出了基于聚类改进 S 变换 CMST(Clustering-Modified S-Transform)的特征提取方法, 并与直接支持向量机 DSVM(Direct Support Vector Machine)分类器相结合, 实现对多种常见单一及混合扰动信号的准确识别分类。

1 聚类改进 S 变换基本原理

1.1 广义 S 变换与改进 S 变换性能比较

广义 S 变换与改进 S 变换作为目前较常见的 2 类 S 变换改进方法, 均通过在高斯窗函数中加入调节因子以对时域及频域分辨率进行调整。此外, 改进 S 变换还对高斯窗函数中窗宽与频率的关系进行了修改, 由单纯的反比关系变为求取平方根后的反比关系。对于信号 $u(t)$, 其一维连续广义 S 变换与改进 S 变换可分别定义为如下形式:

$$S_{\text{GST}}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} u(t) \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 \lambda^2 f^2}{2}} e^{-j2\pi f t} dt \quad (1)$$

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

其中, t 为时间; f 为频率; τ 为高斯窗函数在时间轴上的位置; λ, g 分别为 S 变换、改进 S 变换的调节因子。对于广义 S 变换, 当调节因子 $\lambda > 1$ 时, 窗宽度随着信号频率呈反比变化速度加快, 时域分辨率提高; $0 < \lambda < 1$ 时变化速度减慢, 频域分辨率提高^[10]。对于改进 S 变换, 当调节因子 $g=f$ 时, 即可变为 S 变换形式。以电力信号中 50 Hz 基频信号为例, 当调节因子

收稿日期: 2014-08-25; 修回日期: 2015-05-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277134); 江苏省基础研究计划(自然科学基金)资助项目(BK2011347)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51277134) and Basic Research Program(Natural Science Foundation) of Jiangsu Province(BK2011347)

$g>50$ 时,时域分辨率提高; $1<g<50$ 时,频域分辨率提高。根据测不准原理,时域和频域分辨率不能同时提高,因此以上两类方法在凸显时、频域一方面特征的同时,必然会削弱另一方面特征。

对于扰动信号测量过程中较为常见的白噪声,文献[11]结合其特点得出了 S 变换后的白噪声平均功率谱表达式:

$$E[|S(\tau,f)|^2]=\frac{f\sigma^2}{2\sqrt{\pi}}\tag{3}$$

其中, $|S(\tau,f)|$ 为白噪声信号 S 变换并求模后的结果; σ^2 为白噪声信号的方差值。同理可得,对于存在有调节因子的广义 S 变换与改进 S 变换,白噪声平均功率谱表达式分别为:

$$E_{\text{GSR}}[|S(\tau,f)|^2]=\frac{\lambda f\sigma^2}{2\sqrt{\pi}}\tag{4}$$

$$E_{\text{MSR}}[|S(\tau,f)|^2]=\frac{\sqrt{fg}\sigma^2}{2\sqrt{\pi}}\tag{5}$$

白噪声平均功率谱越大,对有效信号的影响也越大。因此,当广义 S 变换及改进 S 变换中调节因子不断增大时,有效信号所受噪声影响也会不断增大。由此可知,时域分辨率提高时,会引起噪声影响的增大,而频域分辨率提高时,噪声影响会降低。以噪声对 50 Hz 基频信号的影响为标准,首先以时域特征明显的电压暂降信号为例对 2 类算法的时域分辨率进行比较,信号数学表达式如下所示:

$$u(t)=\{1-0.65[\varepsilon(7T)-\varepsilon(2T)]\}\sin(100\pi t)\tag{6}$$

其中, $\varepsilon(\cdot)$ 为阶跃函数; $T=0.02\text{ s}$ 为 50 Hz 基频信号的周期。

对信号分别作无噪声和加入信噪比(SNR)为 40 dB、30 dB 的白噪声处理,为获得比 S 变换更好的时域效果,需提高广义 S 变换与改进 S 变换中的调节因子,由此也会引起噪声影响的增加。取广义 S 变换与改进 S 变换中基频信号所受噪声影响均为 S 变换的 1.25 倍,此时广义 S 变换中调节因子 $\lambda=1.25$,改进 S 变换中调节因子 $g=78.125$,通过求取 2 类 S 变换中基频-幅值曲线最小值可对暂降幅值进行检测,其中有噪声情况下的检测结果取 10 次运行的平均值。

表 1 为电压暂降幅值(标么值)检测结果,由表可见,改进 S 变换的暂降幅值检测结果总体优于广义 S 变换检测结果,即改进 S 变换时域分辨率相对较好。

表 1 电压暂降幅值检测结果

Table 1 Results of voltage sag amplitude detection

检测方法类型	电压暂降幅值		
	无噪声	SNR=40 dB	SNR=30 dB
广义 S 变换($\lambda=1.25$)	0.3527	0.3532	0.3541
改进 S 变换($g=78.125$)	0.3500	0.3492	0.3483

谐波信号的扰动特征均反映在较高频率区间内,因此可通过谐波信号检测对 2 类算法的频域分辨率进行比较。取谐波信号表达式为:

$$u(t)=\sin(100\pi t)+0.25\sin(150\pi t)+0.07\sin(250\pi t)+0.3\sin(350\pi t)\tag{7}$$

对信号加入 30 dB 白噪声处理,为了获得比 S 变换更好的时域效果,需减小广义 S 变换与改进 S 变换的调节因子,由此也会引起噪声影响的下降。取广义 S 变换与改进 S 变换中基频信号所受噪声影响为 S 变换的 60%,此时广义 S 变换中调节因子 $\lambda=0.6$,改进 S 变换中调节因子 $g=18$,由式(4)与式(5)可知,对广义 S 变换而言,其各个频率谐波信号所承受噪声影响均为 S 变换的 60%,而对于改进 S 变换而言,其 3、5、7 次谐波信号所承受噪声影响和 S 变换对应频率信号所承受噪声影响的比值分别为 $\frac{0.6}{\sqrt{3}}$ 、 $\frac{0.6}{\sqrt{5}}$ 、 $\frac{0.6}{\sqrt{7}}$ 。可见当调节因子值确定时,改进 S 变换中高频信号所受噪声影响越来越小。通过 2 类 S 变换作出对应的频率-最大幅值曲线图如图 1 所示,图中最大幅值为标么值,后同。

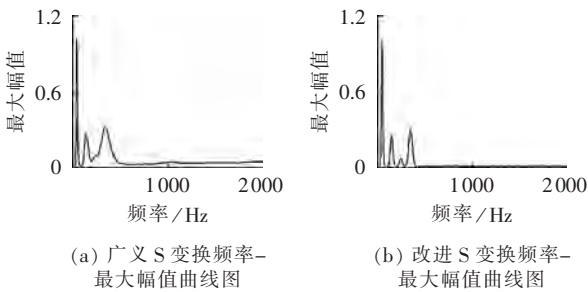


图 1 谐波信号频率-最大幅值曲线图

Fig.1 Frequency-maximum amplitude curves of harmonic signal

由图 1 可见,经过改进 S 变换处理后,幅值较小的 5 次谐波包络线清晰,峰值对应频率位置明显。因此与广义 S 变换相比,改进 S 变换的频域分辨率也相对较好。

1.2 聚类改进 S 变换的提出与实现

采用广义 S 变换和改进 S 变换对单一扰动信号进行特征提取过程中,一般首先通过快速傅里叶变换测得扰动信号的主要频率成分,然后根据频率成分来对调节因子进行选择,当扰动信号只有一个主要频率(如电压暂降、电压暂升等)时,一般认为扰动时域特征较为重要,因此选择较大的调节因子,提高时频分辨率并降低频域分辨率;当扰动信号有多个主要频率(如谐波、暂态振荡等)时,一般认为扰动频域特征较为重要,因此选择较小的调节因子,提高频域分辨率并降低时域分辨率。然而,目前电力系统中扰动信号往往以混合形式出现,如谐波加电压暂升/暂降、谐波加电压波动等,此时牺牲时域或频域任何

一方的分辨率都是不合理的。针对该问题,本文提出了聚类改进S变换方法,该方法原理如下:

a. 考虑到电能质量扰动信号的表现形式实质上为基频信号幅值变化与高频信号含量变化单一或混合出现,因此根据聚类思想可将任意扰动信号分解为基频区段信号与高频区段信号(单一主频时,高频区段信号含量可为0)两部分,本文取125 Hz以上频段为高频区段;

b. 对于需识别的电能质量扰动信号,进行分段的改进S变换处理,基频区段处理过程中选取较大的调节因子 g_1 ,尽可能实现基频信号时域分辨率的最优化,高频区段处理过程中所选取较小的调节因子 g_2 ,尽可能实现高频信号频域分辨率的最优化。

由上述过程可见,通过聚类改进S变换处理后所得模矩阵中元素能够同时凸显出基频信号时域变化特征与高频信号频域变化特征,适用于各类单一及混合扰动的特征提取。聚类改进S变换表达式为:

$$S_{AMST}(\tau, f) = \begin{cases} \int_{-\infty}^{\infty} u(t) \frac{\sqrt{f g_1}}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f g_1}{2}} e^{-j2\pi f t} dt & f < 125 \text{ Hz}, g_1 > 50 \\ \int_{-\infty}^{\infty} u(t) \frac{\sqrt{f g_2}}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-\tau)^2 f g_2}{2}} e^{-j2\pi f t} dt & f > 125 \text{ Hz}, g_2 < 50 \end{cases} \quad (8)$$

1.3 调节因子选取

调节因子合理选取是保证具有较好时频分辨率以及特征提取准确性的前提。以往的文献中由于所提取的扰动信号类型不同,调节因子选取差异较大,并且由于需要兼顾考虑时频分辨率效果,通常对调节因子进行折中处理,无法使分辨效果达到最优。因此本文对调节因子选取依据进行了进一步的探讨。

a. 高时域分辨率调节因子 g_1 选取。

对于基频区段,为实现高时域分辨率处理效果,需选取较大的调节因子值,但需要注意的是,调节因子值的增大会引起噪声影响的提高,因此,若取值过大,会导致时域分辨率的提高无法弥补噪声产生的影响。对下降幅度为0.12 p.u.、持续时间为1.3周期的电压暂降信号加入信噪比为30 dB的白噪声, g_1 分别取50、100、200时,基频幅值曲线如图2所示,图中基频幅值为标么值。

由图2可知, g_1 取值过小,虽受噪声影响小,但时域分辨率较低,无法实现准确检测要求;而 g_1 取值过大,受噪声影响严重,同样会对检测准确性产生影响。结合上述分析并综合考虑各类信号,本文取高时域分辨率调节因子 $g_1=100$ 。

b. 高频域分辨率调节因子 g_2 选取。

对于高频区段,为实现高频域分辨率处理效果,需选取较小的调节因子值,但需要注意的是,调节因

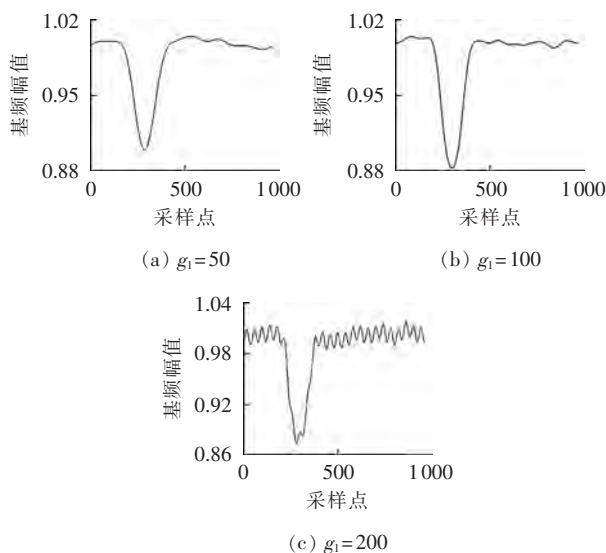


图2 不同 g_1 值对电压暂降信号时域分辨率及噪声影响

Fig.2 Effect of g_1 on voltage sag time-domain resolution and noise

子值的减小虽会降低噪声的影响并提高稳态高频扰动信号检测准确性,但对于暂态高频扰动信号,如暂态振荡,过小的调节因子值会对其高频含量最大幅值检测产生较大影响,若检测值过小有可能导致无法分辨出高频含量的存在。在含有30 dB白噪声的条件下,分别以式(7)中谐波信号和数学模型如式(9)所示的暂态振荡信号为例, g_2 分别取50、5、0.05时,谐波与暂态振荡所对应的频率-最大幅值曲线分别如图3和图4所示。

$$u(t) = \sin(100\pi t) + 0.45e^{-20(t-3.5T)} \times [\varepsilon(6.35T) - \varepsilon(3.5T)] \sin(700\pi t) \quad (9)$$

由图3可以看出,对于谐波之类的稳态高频扰动信号, g_2 取值过大时,信号受噪声影响大,且频域

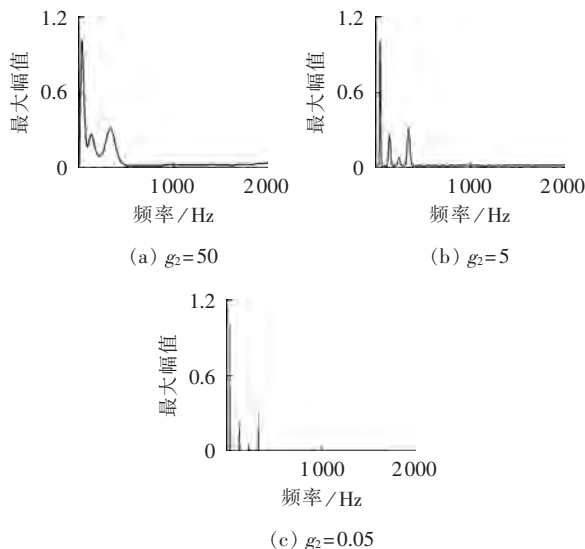


图3 不同 g_2 值对谐波信号时域分辨率及噪声影响

Fig.3 Effect of g_2 on harmonic time-domain resolution and noise

分辨率较低,无法对含量较小的高频信号(如 5 次谐波)进行准确的识别与检测。

由图 4 可知,对于暂态振荡之类暂态高频扰动信号,若 g_2 取值过小,信号高频含量不明显,同样难以实现准确检测。综合考虑各类信号,本文取高时域分辨率调节因子 $g_2=5$ 。

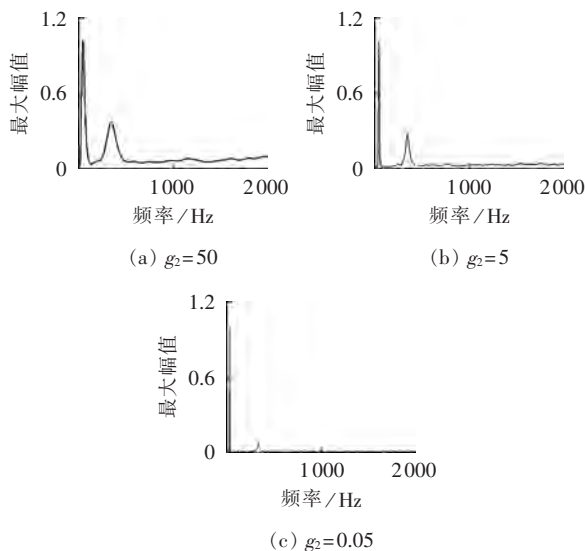


图 4 不同 g_2 值对暂态振荡信号时域分辨率及噪声影响

Fig.4 Effect of g_2 on transient oscillation time-domain resolution and noise

1.4 扰动信号聚类改进 S 变换分析

聚类改进 S 变换同时提高了扰动信号基频区段的时频分辨率与高频区段的频域分辨率,能够对传统 S 变换中无法准确检测的幅值或高频含量信息进行准确提取。为了对电能质量扰动信号的特征规律进行分析,本文对聚类改进 S 变换处理后所得的以下 3 类仿真分析图进行观察:

a. 聚类改进 S 变换矩阵的时频域 3-D 仿真图,用于从全局角度观察各类扰动信号时频域特征;

b. 基频幅值曲线图,从扰动信号在基频所呈现的持续时间及幅值变化的角度分析其特征;

b. 频率-最大幅值曲线图,从扰动信号在高频区段信号含量的角度分析其特征。

在 MATLAB 2012 环境中,参考文献[12-13]建立 11 种单一及混合扰动信号模型并进行仿真,分别作出 3 类仿真分析图。仿真的扰动类型包括: S_1 ,谐波; S_2 ,电压波动; S_3 ,电压暂降; S_4 ,电压暂升; S_5 ,电压中断; S_6 ,暂态振荡; S_7 ,暂态脉冲; S_8 ,谐波加电压波动; S_9 ,谐波加电压暂降; S_{10} ,谐波加电压暂升; S_{11} ,谐波加电压中断。取电力系统中基频为 50 Hz,归一化后标准正弦信号幅值为 1 p.u.,采样频率为智能变电站规定的 4000 Hz,采样长度为 960 点,即 12 个周期。为分析更为全面,所有扰动类型均给出无噪声及含 SNR 为 20 dB 白噪声条件下的仿真分析图,见图

5—15,图中幅值为标么值。

根据仿真分析图可看出,无噪声环境下,单一的谐波与暂态振荡信号对基频幅值影响极小,可忽略不计,这 2 类扰动在高频区段均会产生幅值较大的高频信号。其中谐波中高频信号以稳态形式存在,因

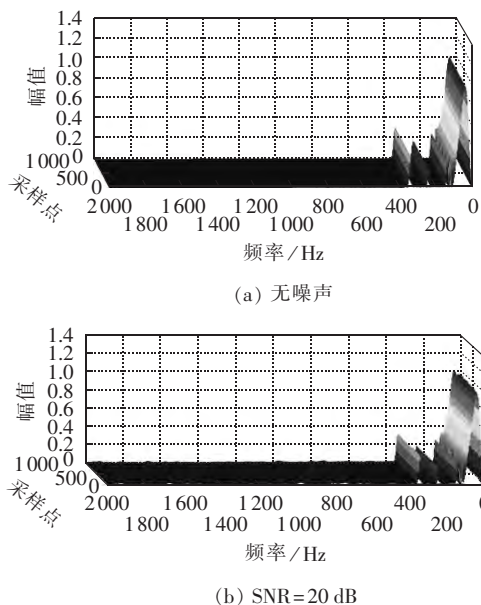


图 5 谐波信号仿真分析图

Fig.5 Simulative analysis diagram of harmonic signal

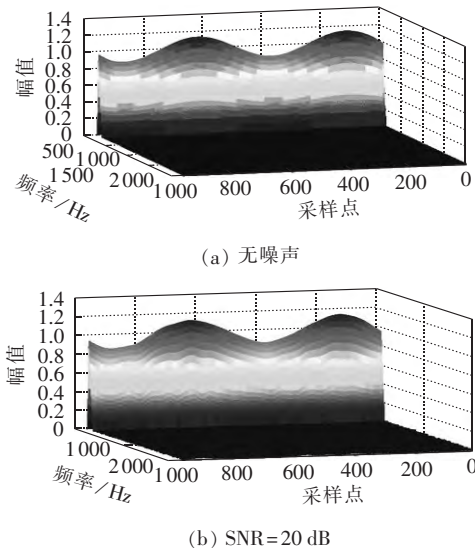
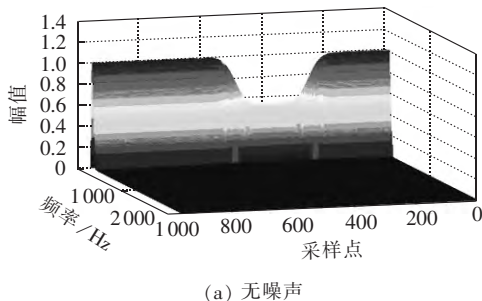
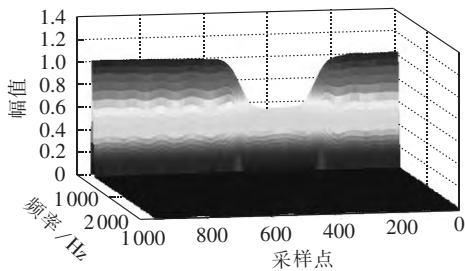


图 6 电压波动信号仿真分析图

Fig.6 Simulative analysis diagram of voltage fluctuation signal

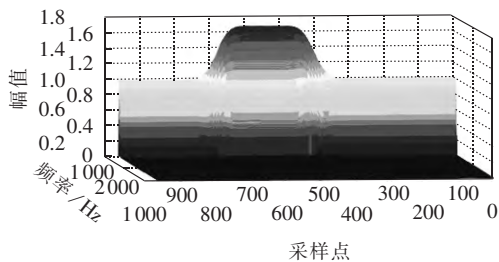


(a) 无噪声

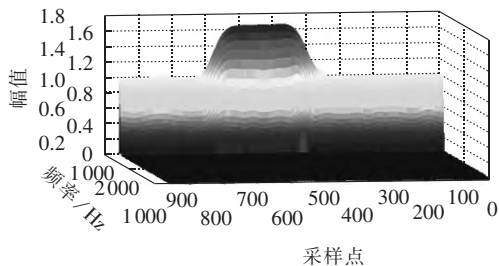


(b) SNR=20 dB

图 7 电压暂降仿真分析图
Fig.7 Simulative analysis diagram
of voltage sag

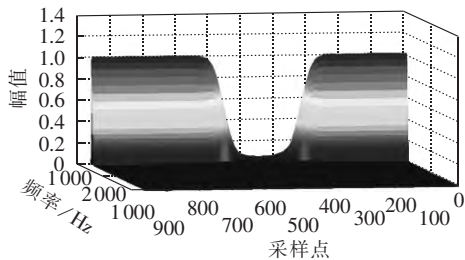


(a) 无噪声

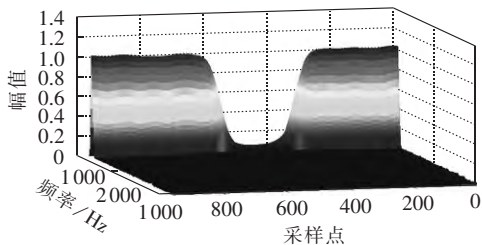


(b) SNR=20 dB

图 8 电压暂升仿真分析图
Fig.8 Simulative analysis diagram
of voltage swell

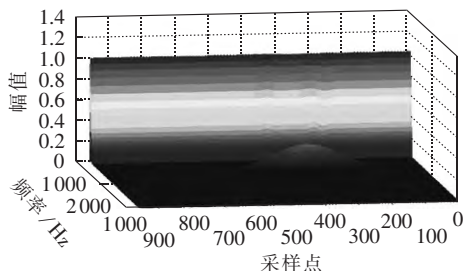


(a) 无噪声

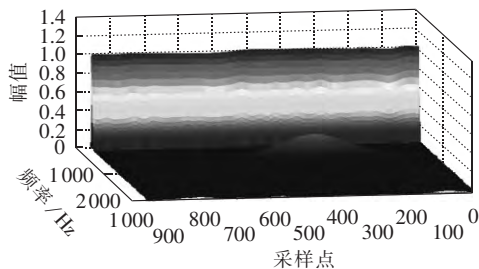


(b) SNR=20 dB

图 9 电压中断仿真分析图
Fig.9 Simulation analysis diagram of
voltage interrupt

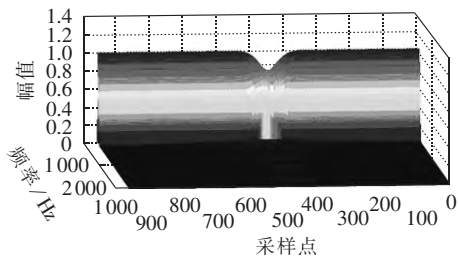


(a) 无噪声

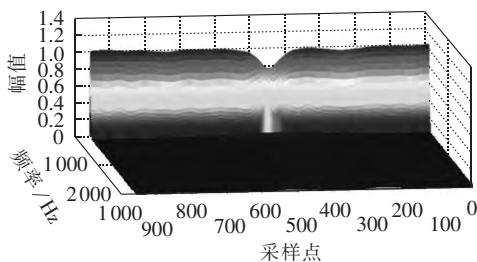


(b) SNR=20 dB

图 10 暂态振荡仿真分析图
Fig.10 Simulative analysis diagram
of transient oscillation

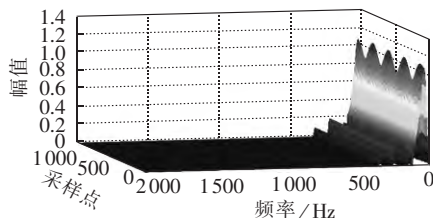


(a) 无噪声

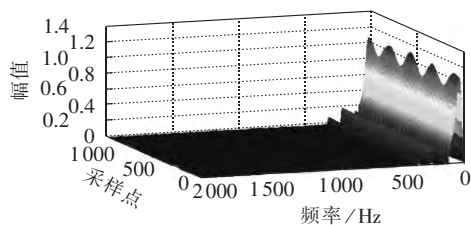


(b) SNR=20 dB

图 11 暂态脉冲仿真分析图
Fig.11 Simulative analysis diagram
of transient pulse



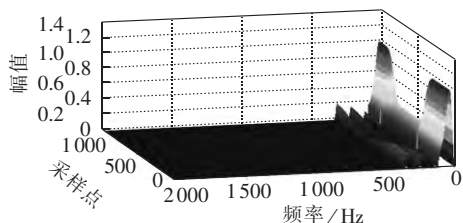
(a) 无噪声



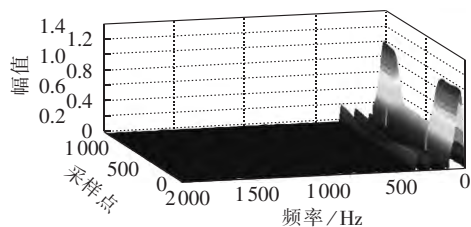
(b) SNR=20 dB

图 12 谐波加电压波动仿真分析图

Fig.12 Simulative analysis diagram of harmonic plus voltage fluctuation



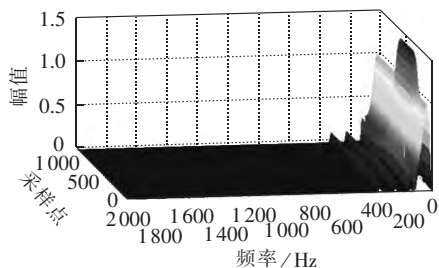
(a) 无噪声



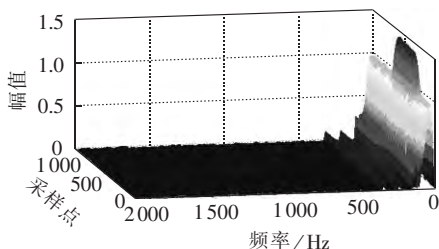
(b) SNR=20 dB

图 13 谐波加电压暂降仿真分析图

Fig.13 Simulative analysis diagram of harmonic plus voltage sag



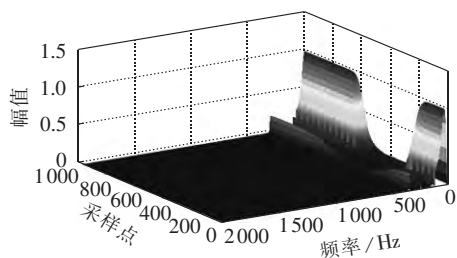
(a) 无噪声



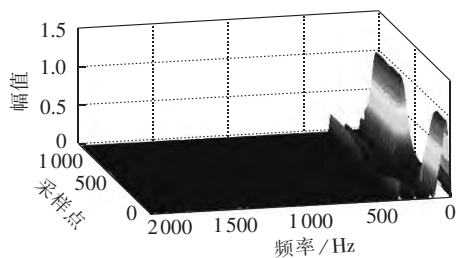
(b) SNR=20 dB

图 14 谐波加电压暂升仿真分析图

Fig.14 Simulative analysis diagram of harmonic plus voltage swell



(a) 无噪声



(b) SNR=20 dB

图 15 谐波加电压中断仿真分析图

Fig.15 Simulative analysis diagram of harmonic plus voltage interrupt

此幅值基本无变化,且高频信号所对应频率均为基频频率的整数倍。而暂态振荡中高频信号以暂态形式存在,幅值变化较大,且高频信号所对应频率较为随机;暂态脉冲信号与含有电压波动、暂升、暂降、中断的单一或混合扰动信号一样对基频幅值会产生明显影响,但其影响时间明显短于其他扰动类型;电压波动信号会在较短时间内使基频幅值产生多次升降变化。噪声的加入会对基频幅值曲线及频率-最大幅值曲线平滑程度产生影响,可通过设定合适的幅值阈值消除噪声影响。

1.5 扰动信号特征提取

通过对聚类改进 S 变换仿真图的分析以及扰动信号特征规律的总结,提取出如下特征量。

a. F_1 : 基频幅值曲线穿越幅值 1p.u. 的次数。为克服噪声及暂态振荡对基频幅值曲线影响,将幅值在 0.985~1.015p.u. 之间的穿越忽略不计。

b. F_2, F_3 : 基频幅值曲线的最大值与最小值。

c. F_4 : 归零化后基频幅值曲线幅值变化时间。首先对基频幅值曲线中所有元素减 1 后取绝对值,得到归零化的基频幅值曲线,为了克服噪声以及暂态振荡的影响,将归零化的基频幅值曲线中小于 0.03p.u. 的元素全部设为 0,其他元素值保持不变,取阈值处理后的归零化基频幅值曲线中第一个不为 0 元素对应时间为 t_1 ,最后一个不为 0 元素对应时间为 t_2 ,可得幅值变化总时间为 t_2-t_1 ,该变化时间略小于扰动信号实际持续时间。

d. F_5, F_6 : 最大高频信号所对应频率-幅值曲线最大值与最小值。

理想条件下,扰动类型与聚类改进 S 变换特征量分析对照表见表 2(其中 T 为基频信号周期)。

表 2 扰动类型与聚类改进 S 变换特征量分析对照表
Table 2 Comparison of CMST characteristic variables among disturbance types

扰动类型	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
S_1	0	1	1	0	>0.05	>0.05
S_2	>1	>1.1	<0.9	>0.8T	≈ 0	≈ 0
S_3	0	1	>0.1, <0.9	>0.8T	≈ 0	≈ 0
S_4	0	>1.1	1	>0.8T	≈ 0	≈ 0
S_5	0	1	<0.1	>0.8T	≈ 0	≈ 0
S_6	0	≈ 1	≈ 1	0	>0.2	≈ 0
S_7	0	>1	<1	>0, <0.15T	>0	≈ 0
S_8	>1	>1.1	<0.9	>0.8T	>0.05	>0
S_9	0	1	>0.1, <0.9	>0.8T	>0.05	>0.05
S_{10}	0	>1.1	1	>0.8T	>0.05	>0
S_{11}	0	1	<0.1	>0.8T	>0.05	≈ 0

2 基于直接支持向量机的电能质量扰动分类器构造

2.1 直接支持向量机基本原理

支持向量机是一种基于统计学习理论的机器学习方法^[14],它被广泛应用于解决分类和回归问题。当采用支持向量机解决实际分类问题时,需对核矩阵进行运算,若样本容量较大,会占用很大的存储空间,且寻优过程中要进行大量的矩阵运算,通常寻优算法占用了算法时间的主要部分。随着研究的进展,相关研究人员提出了许多优化算法从简化求解难度、降低计算复杂性等角度对支持向量机进行改进,如最小二乘支持向量机、直接支持向量机等。最小二乘支持向量机将标准支持向量机目标函数中体现错误划分程度的 $\sum_{i=1}^n \xi_i$ 用 $\sum_{i=1}^n \xi_i^2$ (n 为样本总数, ξ_i 为松弛因子)代替,并且用等式约束去代替标准支持向量机中的不等式约束,从而将二次规划类的优化问题转化为可以用最小二乘法求解的线性方程组,提高了求解速度^[15-16]。最小二乘支持向量机分类优化问题的目标函数如式(10)所示。

$$(\omega^*, b^*) = \operatorname{argmin}_{\omega, b, \xi} \left(\frac{\|\omega\|^2}{2} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \right) \quad (10)$$

$$\text{s.t. } y_i[\omega^T \phi(x_i) + b] = 1 - \xi_i \quad i=1, 2, \dots, n$$

$$C > 0$$

其中, ω 为权向量; b 为偏置项; ω^* 为最优分类超平面权向量; b^* 为最优分类超平面对应的偏置项; $\operatorname{argmin}_{\omega, b, \xi}$ $\left(\frac{\|\omega\|^2}{2} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \right)$ 表示求取 $\frac{\|\omega\|^2}{2} + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2$ 最小时对应的 ω, b, ξ (所求得的 ω 即为 ω^* , b 即为 b^*); C 为惩罚因子; y_i 为输入训练样本 x_i 对应的输出值 +1 或 -1; $\phi(x_i)$ 为隐映射函数。

直接支持向量机是对最小二乘支持向量机算法

的改进,该方法将分类超平面的偏置项 b 的平方加入到最小二乘支持向量机的目标函数中。通过改变核函数的类型,可以实现对线性可分与线性不可分问题的求解,并且比最小二乘支持向量机求解更简单^[17]。直接支持向量机线性可分或近似线性可分条件下分类优化问题的目标函数为:

$$(\omega^*, b^*) = \operatorname{argmin}_{\omega, b, \xi} \left(\frac{\|\omega\|^2}{2} + b^2 \right) + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 \quad (11)$$

$$\text{s.t. } y_i(\omega^T x_i + b) = 1 - \xi_i \quad i=1, 2, \dots, n$$

$$C > 0$$

为便于分析求解,将上式转化为矩阵形式进行表示:

$$(\omega^*, b^*) = \operatorname{argmin}_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} (\|\omega\|^2 + b^2) + \frac{C}{2} \xi^T \xi \quad (12)$$

$$\text{s.t. } D(A\omega + Eb) = E - \xi$$

$$C > 0$$

其中, $A = [x_1^T, x_2^T, \dots, x_n^T]^T$, 为由训练样本 x_i 的输入构成的 n 行 p 列矩阵,每行为一个样本; $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)^T$; $D = \operatorname{diag}(y_i)$; E 为元素均为 1 的列向量。根据直接支持向量机分类优化问题的目标函数构造相应的 Lagrange 函数,如式(13)所示。

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = \frac{1}{2} (\|\omega\|^2 + b^2) + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^n \xi_i^2 - \alpha^T [D(A\omega + Eb) + \xi - E] \quad (13)$$

由式(13)可得: $\omega = A^T D \alpha$, $b = E^T D \alpha$, $\xi = C^{-1} \alpha$ 。因此 $DAA^T D \alpha + DEE^T A \alpha + C^{-1} \alpha = E$, 此时最优解为 $\alpha^* = [D(AA^T + E')D + C^{-1}I]^{-1}E$, 其中, I 为单位矩阵, $E' = EE^T$ 。直接支持向量机线性分类或近似线性可分条件下分划超平面为 $\alpha^{*T} D A x + E^T D \alpha^* = 0$, 模型的决策函数为 $y(x) = \operatorname{sgn}(\alpha^{*T} D A x + E^T D \alpha^*)$ 。

在线性不可分的条件下,通过非线性映射构成核函数,并由一系列核函数组成相应的核矩阵 Ω , 核函数 $K(x_i, x_j)$ 即表示核矩阵 Ω 的第 i 行 j 列元素,此时有线性不可分条件下的最优解 $\alpha^* = [D(\Omega + E')D + C^{-1}I]^{-1}E$ 。直接支持向量机线性不可分条件下的分划超平面为 $\alpha^{*T} D K(A, x) + E^T D \alpha^* = 0$, 模型的决策函数为 $y(x) = \operatorname{sgn}[\alpha^{*T} D K(A, x) + E^T D \alpha^*]$ 。

与最小二乘支持向量机相比,直接支持向量机只需求取矩阵 $D(AA^T + E')D + C^{-1}I$ 的逆矩阵,该矩阵为可逆矩阵,通过对该矩阵进行运算可得到正定矩阵,这样可通过矩阵分解寻求更快速求解问题的算法,这极大降低了计算的复杂度,加快了学习速度;并且该方法的目标函数是严格的凸函数,这从理论上保证了最优解的唯一性,达到全局最优的效果。

2.2 基于直接支持向量机的分类器设计

将特征量 $F_1 \sim F_6$ 作为直接支持向量机的输入,通过分级方法构造直接支持向量机分类树并对上述

电能质量扰动信号进行分类。对于 11 类分类问题,只需设置 10 个直接支持向量机即可实现功能。分类器结构如图 16 所示。

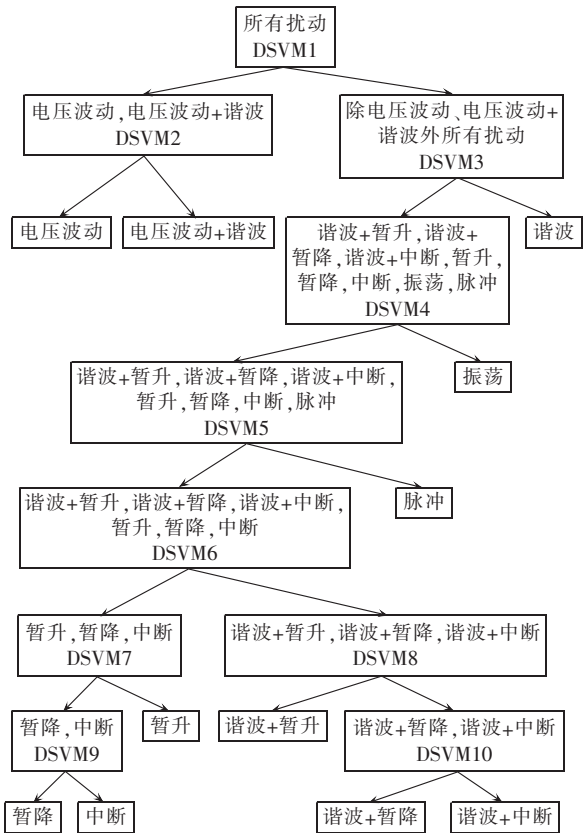


图 16 直接支持向量机分类器结构
Fig.16 Structure of DSVM classifier

3 仿真测试结果

为了对直接支持向量机与最小二乘支持向量机性能进行比较,在保证分类器输入的特征量类型与数量相同的基础上,将直接支持向量机与最小二乘支持向量机的分类时间及分类准确率进行对比。其中,通过对 2 类支持向量机中惩罚因子 C 及高斯径

向基核函数宽度控制参数 σ^2 多次调整,得到最优参数组 $C=10$ 、 $\sigma^2=1.25$ 。3 次性能比较过程中,通过 MATLAB 在无噪声条件下分别生成每类扰动信号 50 组、100 组、150 组,训练样本与测试样本按照 7:3 比例进行分配,可得对比结果如表 3 所示。

表 3 分类器性能对照表
Table 3 Comparison of performances between classifiers

分类方法	训练样本	测试样本	分类总时间/s	分类准确率/%
直接支持 向量机	385	165	0.751	98.18
	770	330	1.427	99.09
	1 155	495	2.779	99.39
最小二乘 支持向量机	385	165	0.772	96.36
	770	330	1.541	97.27
	1 155	495	2.981	97.98

从表 3 中可看出,直接支持向量机分类时间短于最小二乘支持向量机,其计算速度相对较快,并且其分类准确率与稳定性相对较高,这也说明了直接支持向量机具有较强的泛化能力。

为了进一步检验在叠加噪声条件下,聚类改进 S 变换特征提取的效果,仿真生成叠加信噪比分别为 40 dB、30 dB、20 dB 的白噪声条件下的扰动信号每种类型各 200 组,生成的扰动信号已涵盖各个参数(如幅值、频率、持续时间、谐波含量等)的不同范围。并将基于聚类改进 S 变换与直接支持向量机(CMST+DSVM)的扰动识别测试结果与基于 S 变换与直接支持向量机(ST+DSVM)的扰动识别测试结果进行比较,具体仿真测试结果见表 4。

从表 4 可看出,当噪声较大时,暂态脉冲信号误判率有所升高,原因是基频幅值变化较小的暂态脉冲信号受噪声影响会出现无法到达特征量 F_4 中阈值设定幅度的现象,从而引起误判。与 S 变换相比,聚类改进 S 变换方法更为有效地保留了不同噪声环境下扰动信号的扰动特征,特征提取效果明显优于 S 变换。虽然随着噪声的增大分类正确率略有下降,

表 4 识别结果对照表
Table 4 Comparison of identification results

扰动类型	分类准确率/%					
	20 dB		30 dB		40 dB	
	CMST+DSVM	ST+DSVM	CMST+DSVM	ST+DSVM	CMST+DSVM	ST+DSVM
谐波	96.67	96.67	100.00	100.00	100.00	100.00
电压波动	100.00	91.67	100.00	90.00	100.00	95.00
电压暂降	96.67	90.00	98.33	93.33	96.67	93.33
电压暂升	100.00	98.33	100.00	100.00	100.00	100.00
电压中断	100.00	81.67	100.00	91.67	100.00	98.33
暂态振荡	96.67	91.67	100.00	96.67	100.00	96.67
暂态脉冲	90.00	88.33	96.67	88.33	100.00	100.00
谐波+电压波动	100.00	90.00	100.00	91.67	100.00	95.00
谐波+电压暂降	100.00	93.33	100.00	93.33	98.33	96.67
谐波+电压暂升	100.00	96.67	100.00	100.00	100.00	100.00
谐波+电压中断	98.83	85.00	96.67	90.00	98.83	91.67
总体	98.03	91.21	99.24	94.09	99.39	96.97

但整体来看保持了较高的识别准确率,说明其对噪声影响不敏感。

4 结语

本文针对S变换及相关改进算法原理与存在问题进行研究,结合电能质量扰动信号时频域特点,提出了一种调节因子不唯一的S变换改进算法——聚类改进S变换。该方法在通过设置不同调节因子对信号基频区段与高频区段进行聚类分割处理的基础上实现了对单一及混合扰动信号时域与频域特征的准确提取,同时直接支持向量机作为分类器与其相结合可实现对扰动信号的识别功能。仿真分析结果表明,该识别方法的识别正确率高,分类处理速度较快,且具有较好的抗噪性能,符合智能电网运行环境中电能质量数据高精度、快速处理的要求。

参考文献:

- [1] 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]. 电力自动化设备,2009,29(7):64-67.
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):64-67.
- [2] 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.
- [3] 丁建光,张沛超. 基于Hoegging Tree的电能质量在线扰动分类[J]. 电力自动化设备,2014,34(9):84-89.
DING Jianguang,ZHANG Peichao. Online power quality disturbance classification based on Hoeffding Tree[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(9):84-89.
- [4] 易吉良,彭建春. 基于广义S变换的短时电能质量扰动信号分类[J]. 电网技术,2009,33(5):22-27.
YI Jiliang,PENG Jianchun. Classification of short-time power quality disturbance signals based on generalized S-transform[J]. Power System Technology,2009,33(5):22-27.
- [5] 朱玲,刘志刚,胡巧琳,等. 基于CWD谱峭度的暂态电能质量扰动识别[J]. 电力自动化设备,2014,34(2):125-131.
ZHU Ling,LIU Zhigang,HU Qiaolin,et al. Recognition of transient power quality disturbances based on CWD spectral kurtosis[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(2):125-131.
- [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] 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.
- [8] 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,2004,47(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,2004,47(5):869-875.
- [9] 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.
- [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] 全惠敏. 电能质量相关信号的S变换检测算法及应用研究[D]. 长沙:湖南大学,2010.
QUAN Huimin. Detection algorithms of power quality related signals based on S-transform and applications[D]. Changsha: Hunan University,2010.
- [12] ZHAO Fengzhan,YANG Rengang. Power-quality disturbance recognition using S-transform[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2007,22(2):944-950.
- [13] 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.
- [14] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York,USA:Springer-Verlag,1999:138-145.
- [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] SUYKENS J A K,VANDEWALLE J. Least square support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters,1999,9(3):293-300.
- [17] 杜喆,刘三阳. 直接支持向量机[J]. 控制与决策,2008,23(8):935-943.
DU Zhe,LIU Sanyang. Direct support vector machine[J]. Control and Decision,2008,23(8):935-943.

作者简介:



徐志超

徐志超(1985—),男,吉林长春人,工程师,博士,主要研究方向为电能质量、电力系统运行与控制(E-mail:xuwhu@whu.edu.cn);

杨玲君(1978—),女,湖北鄂州人,讲师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(E-mail:yanglingjun78@163.com);

李晓明(1955—),男,湖北应城人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(E-mail:xmli@whu.edu.cn)。

(下转第73页 continued on page 73)

杭州:浙江大学,2007.

CHANG Yong. Study on damping control and monitoring methods for inter-connected power systems based on WAMS [D]. Hangzhou:Zhejiang University,2007.

作者简介:

索江镭(1984—),男,湖北武汉人,博士研究生,主要从事大型互联电力系统低频振荡分析与阻尼控制等方面的研究工作(E-mail:suojianglei123@sina.com);
胡志坚(1969—),男,湖北荆州人,教授,博士研究生导



索江镭

师,博士,研究方向为电力系统运行与控制、智能电网、风力发电并网运行与控制等;

刘宇凯(1989—),男,湖北枣阳人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制;

张子泳(1984—),男,江西抚州人,博士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制;

王 尉(1988—),男,河南信阳人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制。

Power system state space identification based on multi-innovation coupling least square algorithm

SUO Jianglei¹,HU Zhijian¹,LIU Yukai²,ZHANG Ziyong¹,WANG Wei³

(1. School of Electrical Engineering,Wuhan University,Wuhan 430072,China;

2. State Key Laboratory of Electrical Insulation and Power Equipment,Xi'an Jiaotong University,Xi'an 710049,China;

3. Guangzhou Power Supply Company Limited,Guangzhou 510260,China)

Abstract: A practical identification method of power system state space model is proposed for the engineering application of wide area damping controller,which adopts the coupling least square algorithm to make full use of the intermediate data during identification and avoid the redundancy due to the repeated iterative calculation of high dimensional covariance matrix. Combined with the multi-innovation identification,the multi-innovation coupling least square algorithm is deduced to further improve the identification accuracy. Without any additional excitation,the noise-like signals existing in the system are used to complete the power system identification. Simulations for 4-machine 2-area and 10-machine 39-bus test systems are carried out to verify the advantages of the proposed method:simple identification process,small calculation load,high identification accuracy,and easy online data updating according to system structure change.

Key words: multi-innovation coupling least square algorithm; electric power systems; state space; system identification; wide area damping controller; low frequency oscillation

(上接第 58 页 continued from page 58)

Power quality disturbance identification based on clustering-modified S-transform and direct support vector machine

XU Zhichao^{1,2},YANG Lingjun²,LI Xiaoming^{2,3}

(1. Construction and Administration Bureau of South-to-North Water Diversion Middle Route Project,Beijing 100038,China;

2. School of Electrical Engineering,Wuhan University,Wuhan 430072,China;

3. Suzhou Institute,Wuhan University,Suzhou 215123,China)

Abstract: A method based on CMST(Clustering-Modified S-Transform) and DSVM(Direct Support Vector Machine) is proposed to identify the power quality disturbance. Combined with the characteristics of power quality disturbance signal,the CMST method can optimally and simultaneously process the time-domain resolution of fundamental frequency signal and frequency-domain resolution of high-frequency signal to ensure the correctness of property extraction. Compared with the least squares support vector machine,DSVM,as a classifier,has simpler solving process,lower computation complexity,faster training and testing speed,higher generalization ability. Furthermore,it guarantees the global optimal solution. The CMST combined with DSVM is applied in the identification of single or mixed disturbance. Simulative experiment verifies the effectiveness of the proposed method.

Key words: power quality; disturbance identification; clustering-modified S-transform; direct support vector machine; support vector machines