125

基于 CWD 谱峭度的暂态电能质量扰动识别

朱 玲,刘志刚,胡巧琳,张巧革 (西南交通大学 电气工程学院,四川 成都 610031)

摘要: 针对现有的暂态电能质量扰动识别过程复杂、易受噪声影响的问题,提出基于 CWD 的谱峭度与有效 值相结合的电能质量扰动识别算法。该算法通过 CWD 谱峭度值将扰动信号分为暂态脉冲、暂态振荡和幅值 类扰动 3 类,将电压暂升、暂降和中断这 3 种幅值类扰动看作一类,再通过计算幅值类扰动的有效值区分暂 升、暂降和中断。该算法不需要使用任何分类器,极大地简化了算法流程,减少了计算时间。仿真结果验证了 理论分析的正确性。

关键词: 暂态; 电能质量; CWD; 谱峭度; 有效值算法 中图分类号: TM 761 文献标识码: A

0 引言

电能质量扰动的识别包含特征提取和分类 识别 2 个步骤。常用的特征提取方法有短时傅里叶 变换^[1]、小波变换^[2-5]、S变换^[6-8]、希尔伯特-黄变换 HHT^[9-11](Hilbert-Huang Transform)等,其中傅里叶变 换的测量精度受到频谱泄漏和栅栏效应的影响,不 适合分析非平稳的电能扰动信号:S 变换无法精确 测量基波频率波动以及间谐波的特征参数:HHT 经 验模态分解不彻底会出现虚假分量和模态混叠的 问题;复连续小波变换 CWT^[5](Continuous Wavelet Transform)由于其中心频率相近的小波函数频域窗 口存在重叠,影响了谐波或间谐波分量特征参数的 测量,不利于电能质量事件类型的准确判别。常用 的分类器有人工神经网络 ANN^[3-4,12](Artificial Neural Network)、支持向量机 SVM^[7-8](Support Vector Machine)、专家系统 ES^[13](Expert System)等。常规 ANN 的分类器训练速度较慢,无法提供信号的局部细况, 准确性也不高:SVM 的分类器训练时间短、识别准 确率高,对噪声不敏感,但此方法在识别混合扰动方 面较为困难:ES的分类器在电能质量事件种类增加 的情况下容易产生组合爆炸问题。且上述分类器都 需要大量数据进行训练和测试,而实际中的电能质 量数据不容易获得,这就使得算法在实际中很难实 现。除此之外,现有的分类器的方法计算所需要的 时间长,不利于在线分析。

谱峭度的概念最早由 Dwyer 提出,用来检测含 噪信号中的暂态成分^[14]。随后,Valeriu V. 定义谱峭 度为一个过程距离高斯性的度量,并在文献[15]中

收稿日期:2013-03-11;修回日期:2013-11-19

DOI: 10.3969/j.issn.1006-6047.2014.02.022

将其应用到滚动轴承故障诊断中。Antoni J. 在文献 [16]中系统定义了谱峭度,并提出了基于短时傅里 叶变换(STFT)的谱峭度,论证了其具有检测加性噪 声中非平稳信号的能力。文献[17]中采用基于 STFT 的谱峭度提取局部放电信号,论证了其良好的抑制 干扰信号的能力。Sawalhi N. 提出基于小波变换和 Wigner-Ville 分布(WVD)的谱峭度法,并将其应用到 机械故障诊断中^[18]。

针对现有的电能质量扰动识别过程复杂、易受 噪声影响的缺陷,本文做了以下工作:

a. 提出一种新的谱峭度算法,即基于 CWD(Choi-Williams Distribution)的谱峭度算法;

b. 将基于 CWD 的谱峭度和有效值方法结合, 并将其应用于暂态电能质量扰动的识别;

c. 讨论不同参数对算法结果的影响,通过仿真 验证该算法对单一扰动和简单的复合扰动的可行性 和有效性;

d. 与其他文献中的方法进行比较,本文提出的 算法不需要使用任何分类器,极大地简化了算法流 程和计算时间,在实际应用中更容易实现,方便可行。

1 基于 CWD 的谱峭度和有效值算法

1.1 常用的谱峭度算法

谱峭度的计算建立在时频分析的基础上,目前 已有的计算谱峭度的算法主要有:基于 STFT 的谱峭 度、基于小波变换的谱峭度和基于 WVD 的谱峭度。 其中基于 STFT 的谱峭度受限于时频分辨率的折中 问题,信号噪声较大时效果不理想;基于小波变换的 谱峭度具有较高的分辨率,但是在实际的工程应用 中小波基很难选取;基于 WVD 的谱峭度具有许多良 好的性质,但由于电力系统暂态振荡信号是基频信 号和振荡信号的叠加,其对于叠加信号的交叉项无法 完全消除,从而影响分析效果。本文提出的基于 CWD

基金项目:国家自然科学基金资助项目(U1134205,51007074); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(SWJTU11CX141) Project supported by the National Natural Science Foundation of China (U1134205,51007074) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(SWJTU11CX141)

的谱峭度计算方法,继承了 CWD 较高的时频聚焦性 和抑制交叉项干扰能力,能够更清晰、准确地表征信 号中包含的非平稳和非高斯成分。

1.2 谱峭度定义及算法

一个非平稳随机信号 x(t), 计算 CWD^[19], 结果 为 C_x(t,f):

$$C_{x}(t,f) = \iint \sqrt{\frac{\sigma}{4\pi\tau^{2}}} e^{-\sigma t^{2}/(4\tau^{2})} x \left(\mu + \frac{\tau}{2}\right) \times x^{*} \left(\mu - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\mu d\tau \qquad (1)$$

其中, τ 为时移参数; μ 为局部时间; x^* 为x的卷积;f为频率;t为时间。

由式(1)可以看出,CWD 采用的是指数核函数 $g(\theta, \tau) = e^{-\theta^{2\tau^2/\sigma}}$ 。由于 $g(0, \tau) = g(\theta, 0) = 1, g(0, 0) = 1$, 而且 $\theta \neq 0, \tau \neq 0$ 时, $g(\theta, \tau) < 1$,其中, θ 为频偏参数, σ 为常数。 σ 越大,自项的分辨率越高, σ 越小,对交 叉项的抑制越大,通常情况下, σ 的取值应同时考虑 自项分辨率和对交叉项的抑制。因此,该核函数能 有效抑制不同频率和时间中心的2个函数产生交叉 项,同时能保持较高的时频分辨率。

根据 CWD 求得 x(t)的二阶瞬时谱距 $\hat{S}_{2x}(f)$ 和 四阶瞬时谱距 $\hat{S}_{4x}(f)$:

$$\hat{S}_{2x}(f) = \{ |C_x(t,f)|^2 \}_k$$

$$\hat{S}_{4x}(f) = \{ |C_x(t,f)|^4 \}_k$$
(2)

其中, $\{\cdot\}_k$ 表示 k 阶时平均。

根据谱峭度的定义,可求得基于 CWD 的谱峭度:

$$\hat{K}_{x}(f) = \frac{\hat{S}_{4x}(f)}{\hat{S}_{2x}^{2}(f)} - 2 \quad f \neq 0$$
(3)

由谱峭度的定义知,谱峭度值的大小可以表征 信号偏离高斯分布的程度,即高斯分布的谱峭度为 0,正弦信号在其频率处的谱峭度值为-1,随机过程 偏离高斯分布的程度越大,谱峭度值越小,反之亦然。 本文正是利用谱峭度的这一特性,根据谱峭度值的 大小来区分暂态振荡、暂态脉冲和暂态幅值扰动。

1.3 有效值算法

已知连续周期信号 u(t)的有效值定义为^[20]:

$$U_{\rm RMS} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0 + T} u^2(t) \,\mathrm{d}t}$$
(4)

其中,to为选定的时间起点;T为周期。

对连续周期电压信号 *u*(*t*)进行数字化处理,可以得到离散信号的全周期有效值算法:

$$U_{\rm RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} u_i^2}$$
(5)

其中,N为一个周期内的采样点数;u_i为采样电压。

为了实时检测电压有效值的骤然变化,实际中 常采用一个周期数据序列的滑动平均值计算,当采 集到新的样本点时,顺序删除最早采集的样本点,然 后用一个周期的滑动平均值法进行方根运算即可求 出一个新的有效值,即:

$$U_{\rm RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^{k} u_i^2}$$
(6)

其中,k为采样点序号。

2 算法步骤

本文將基于 CWD 的谱峭度算法与有效值算法 结合,算法步骤如下:

a. 输入待求的含噪电压信号,并对其用 db4 的 小波分解至 8 层,采用文献[21]中提取扰动分量的 方法求其扰动分量;

b. 对提取到的扰动分量根据式(3)求其基于 CWD 的谱峭度,并画出曲线图,通过多次实验,选取 谱峭度的最大值和最小值作为阈值,区分暂态脉冲、 暂态振荡和幅值类扰动;

c. 对于幅值类扰动信号,求其有效值曲线,根据 幅值的大小范围,识别电压暂升、暂降和中断;

d. 输出并分析结果。

该算法的具体流程图如图 1 所示,其中谱峭度 的计算、阈值的选取和有效值的判断是整个算法的 关键。本文中选取 10、30、40 和 220 作为谱峭度的阈 值(其中 K_{max} 表示谱峭度的最大值,K_{min} 表示谱峭度 的最小值)。幅值类扰动是根据电压的幅度进行区 分,其中 α* 表示上升的幅度,α 表示下降的幅度。图 中所有阈值选取均是通过具体分析和多次重复试验



Fig.1 Flowchart of algorithm

获得,充分考虑了阈值的覆盖范围和分类的精度 2 个方面要求。

3 仿真分析

3.1 扰动信号的产生

利用 PSCAD/EMTDC 建立了输电线路模型,示 意图为图 2,电源 E_1 、 E_2 为 220 kV,相角为 0°; A_1 — A_3 为母线; OF_1 — OF_4 为断路器; C_1 — C_3 为对地电容。



图 2 220 kV 输电线路简化模型

Fig.2 Simplified model of 220 kV transmission line

a. 产生脉冲暂态。可在点 M 处增加一个控制源 是雷电流的受控电流源模拟雷击现象,获得脉冲暂 态仿真信号。

b. 产生振荡暂态。可在母线 A_3 处投入 1 μ F 的接地电容组 C_3 ,获得振荡暂态仿真信号。

c.产生幅值类扰动。可在点*M*处加一个短路故障,获得幅值类扰动的仿真信号。

3.2 暂态电能质量扰动分析

利用图 2 中的模型产生暂态电能质量扰动的数据,并加入信噪比 SNR(Signal to Noise Ratio)30 dB的白噪声来模拟实际环境下的噪声,其中采样频率设为 10 kHz。用小波变换对输入的含噪信号提取扰动分量,如图 3 所示。

由图 3 得:电压暂升、电压暂降和电压中断经过 小波变换提取到的分量非高斯性小,根据谱峭度的 性质,它们的谱峭度值小;暂态振荡在振荡频率处非 高斯性小,其他频率处非高斯性较大,因此其谱峭度 曲线在振荡频率处有一个最低点;暂态脉冲提取到 的分量非高斯性大,因此其谱峭度值也较大。因此 可以通过计算扰动分量的 CWD 谱峭度值来区分暂 态脉冲、暂态振荡和幅值类扰动,结果如图 4 所示。

图 4 中的结果与理论分析的结果一致,即暂态脉冲的谱峭度值在整个频带波动很小,且其谱峭度 值相对其他扰动较高;而暂态振荡的谱峭度值远小 于暂态脉冲,且在其振荡频率处最小;幅值类扰动的 谱峭度值均比较小,且相互之间没有明显的特征。为 了进一步区分幅值类扰动的具体类型,对幅值类扰 动计算其有效值,结果如图 5—7 所示,图中幅值、电 压有效值为标幺值,后同。

由图 5—7 可得:有效值能精确地得到扰动信号 的幅值大小,由此,即可区分暂升、暂降和中断这 3 种扰动信号。



100 幅值类扰动 0 1000 2000 3000 4000 5000 频率/Hz -----暂态脉冲,──---===============

图 4 30 dB 噪声下 5 种基本扰动的谱峭度 Fig.4 Spectral kurtosis of five basic disturbances with 30 dB noise



图 5 含 30 dB 噪声电压暂升的有效值 Fig.5 RMS of voltage swell with 30 dB noise



图 6 含 30 dB 噪声电压暂降的有效值 Fig.6 RMS of voltage sag with 30 dB noise



图 7 含 30 dB 噪声电压中断的有效值 Fig.7 RMS of voltage interrupt with 30 dB noise

4 算法适用性和准确性分析

4.1 噪声的影响

为了体现本文方法在不同信噪比条件下,对扰动信号特征的提取性能,对原始扰动信号分别加入 SNR为20dB、30dB和40dB的白噪声,采用本文提出的基于 CWD 谱峭度和有效值结合的算法进行识别,得到的结果如图 8 所示。

由图 8 可以看出:在不同的噪声条件下,基于 CWD 的谱峭度和有效值结合的方法都能够有效地 区分这 5 种扰动,这是因为谱峭度是一种高阶累积 量,具有良好的抗噪性,而有效值采用的是周期 平均法,每个采样点的有效值都是一个周期有效值 的均值,本身就具有滤波的效果,因此将 2 种算法结





Fig.8 Results of transient disturbance recognition for signals with different noises

合起来对扰动信号进行识别,受噪声的干扰小、抗噪 效果良好。

4.2 扰动幅值的影响

保持噪声含量不变(信噪比为 30 dB),改变各种 扰动的幅值变化大小(图中 A 表示扰动幅值),并对 其进行分析得到图 9。

对图 9 进行分析可知:幅值变化的大小,不会从 本质上改变谱峭度曲线的形状和走势,有效值算法 也能精确地识别不同幅值下的暂升、暂降和中断扰 动信号,总得而言,在一定范围内,幅值变化对识别 的正确率影响很小。







4.3 单一扰动识别率

为了进行仿真验证,本文利用图 2 所示电路随 机产生各类扰动信号各 200 组,共 1000 个样本。采 样频率为 10 kHz,各种扰动的参数设置如下:扰动信 号,均加入 SNR 不小于 20 dB 的噪声;电压暂升,暂 升幅度 0.1 $\leq A \leq 0.9$,持续时间 0.5 $T \leq t_2 - t_1 \leq 0.3$ s;电 压暂降,暂降幅度 0.1 $\leq A < 0.9$,持续时间 0.5 $T \leq t_2 - t_1 \leq 0.3$ s;电压中断,中断幅度 0.9 $\leq A \leq 1$,持续时间 0.5 $T \leq t_2 - t_1 \leq 0.3$ s;暂态脉冲,脉冲幅度 0.1 $\leq A \leq$ 0.9,持续时间 1 ms $\leq t_2 - t_1 \leq 3$ ms;暂态振荡,振荡幅 度 0.1 $\leq A \leq 0.8$,相对系数 10 $\leq \beta \leq 40$,衰减系数 c = 0.05,持续时间 0.5 $T \leq t_2 - t_1 \leq 3$ s。通过基于 CWD 谱峭度和有效值结合的算法来进行分类,分类结果 如表 1 所示。

表 1 单一扰动的分类结果 Tab.1 Results of classification for single disturbance

_				
	扰动类型	分对样本数	分错样本数	正确率/%
	暂态脉冲	200	0	100.0
	暂态振荡	199	1	99.5
	电压暂升	198	2	99.0
	电压暂降	198	3	98.5
	电压中断	194	6	97.0

由表1可以看出,分类系统对单一扰动的识别 率很高,识别率最低的为短时中断扰动(识别率为 97%),分析可知其均被错分为暂降扰动,主要是由 于两者时域特征极为相似,不易区分。此外,个别情 况由于扰动幅度较小,且受到噪声影响,导致无法准 确分类。

4.4 复合扰动分析

为了研究本文算法对复合扰动的分类效果,选取脉冲+暂升进行分析,随机选取仿真参数如下:暂态脉冲幅度 α =1,持续时间为 1 ms;暂升的幅度 α = 0.5,持续时间为 2*T*;并加入 SNR 为 30 dB 的白噪声, 仿真结果如图 10 所示。

根据图 10 可知:图 10(b)中谱峭度的最大值大 于阈值,判断该扰动信号中含有暂态脉冲成分;根据 图 10(c)中电压的有效值的上升幅度满足电压暂升 的范围,说明存在电压暂升成分。由此可知,2 种扰



图 10 复合扰动的识别结果

Fig.10 Results of classification for mixed disturbances 动同时存在时,几乎不存在相互影响,依然可以用原 来设置的阈值进行准确识别。这也说明阈值选取的 覆盖范围较广、精度较高。

为了具体分析该方法对复合扰动的识别率,对 由这 5 种扰动组合而成的 6 种复合扰动(幅值类扰 动不可能同时存在,暂态脉冲和暂态振荡也不可能 同时存在)进行分析。用 PSCAD/EMTDC 分别随机 产生样本 200 组。利用本文的方法进行分类识别, 结果如表 2 所示。

表 2 复合扰动分类结果 Tab.2 Results of classification for mixed disturbances

扰动类型	到 分对样本数	众 分错样本	数 正确率/%	
暂升+脉	冲 199	1	99.5	
暂升+振	荡 197	3	98.5	
暂降+脉	冲 198	2	99.0	
暂降+振	荡 196	4	98.0	
中断+脉	冲 193	7	96.5	
中断+振	荡 190	10	95.0	

由表 2 知,该算法对复合扰动同样适用,且分类 正确率较高。对中断错分数较多,这是因为中断和 暂降本就没有明显的区分,且界限比较模糊。

4.5 算法性能比较

为了评估所提出的方法的性能,将其与 BP-ANN 分类器^[13]和文献[22]的分类方法进行了比较,该文 献采用 db6 小波包分解 3 层得到的节点信号的相对 值作为 8 个特征向量,采用的分类器为 LS-SVM。本 文通过图 2 所示电路随机产生 2 500 组不同的扰动 (加入 30 dB 的噪声)进行比较,分类结果见表 3。

从表3的分类结果可以看出,本文提出的方法

表 3 分类结果比较 Tab.3 Comparison of classification results

参数	本文方法	BP-ANN	LS-SVM
训练样本	—	500	500
训练时间/s	—	142.5036	21.5883
测试样本	500	500	500
测试时间/s	2.0198	2.7632	2.1439
平均识别准确率/%	98	98.5	96.2

不需要大量的数据进行训练,直接通过计算扰动分量的基于 CWD 的谱峭度值和有效值,通过其数值的 大小进行分类,相对采用 BP-ANN 而言,正确率相差 不大,但是训练时间和测试时间大幅减少,与文献 [22]中所提出的方法相比较,该方法提取的特征量 的维数少,不需要加分类器,简单省时,识别的准确 率更高,更适合在工程实际中应用。

5 结论

本文提出了一种基于 CWD 的谱峭度和有效值 相结合识别电能质量暂态扰动的方法。通过对该算 法进行仿真研究,得到了以下结论:

a. 谱峭度是一种高阶累积量,基于 CWD 的谱 峭度和有效值结合的方法能有效识别噪声下的扰动 信号,具有良好的抗噪性能;

b. 该算法对单一扰动的识别率比较高(最低为 97%),尤其是能够精确识别振荡信号和脉冲信号:

c.算法对由 5 种暂态扰动混合而成的复合扰动 同样能够达到较高的识别率;

d. 算法没有加分类器,不需要采集大量数据进行训练和测试,节省了分类所需时间,在实际应用中 更容易实现,方便可行。

参考文献:

- [1] 徐永海,赵燕. 基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采用 奇异值分解的扰动时间定位[J]. 电网技术,2011,35(8):174-180.
 XU Yonghai,ZHAO Yan. Identification of power quality disturbance bance based on short-term Fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition[J]. Power System Technology,2011,35(8):174-180.
- [2] 张秀娟,徐永海,肖湘宁. 基于 dq 变换与小波变换的电能质量扰 动检测与识别方法[J]. 电力自动化设备,2005,25(7):1-5. ZHANG Xiujuan,XU Yonghai,XIAO Xiangning. Power quality disturbance and identification based on dq conversion and wavelet transform[J]. Electric Power Automation Equipment,2005, 25(7):1-5.
- [3] 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.

[4] 李东敏,刘志刚,苏玉香,等. 基于多小波包和人工神经网络的电

力系统故障类型识别[J]. 电力自动化设备,2009,29(1):99-103. LI Dongmin,LIU Zhigang,SU Yuxiang,et al. Fault recognition method based on multi-wavelet packet and artificial neural network[J]. Electric Power Automation Equipment,2009,29(1): 99-103.

- [5] 曹健,林涛,刘林,等. 基于最小二乘法和复连续小波变换的电力 系统间谐波测量方法[J]. 电网技术,2009,33(17):86-90. CAO Jian,LIN Tao,LIU Lin,et al. A method to measure interharmonics in power system based on least square method and complex continuous wavelet transform[J]. Power System Technology,2009,33(17):86-90.
- [6] 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.
- [7] 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.

[8] 杜林,李欣,司马文霞,等.S 变换模矩阵和最小二乘 SVM 在雷电 及操作过电压识别中的应用[J].电力自动化设备,2012,32(8): 35-40.

DU Lin,LI Xin,SIMA Wenxia,et al. Application of S-transform modular matrix and LS-SVM in identification of lightning and switching overvoltages[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012,32(8):35-40.

- [9] 李天云,赵妍,李楠,等. 基于 HHT 的电能质量检测新方法[J]. 中国电机工程学报,2005,25(17):52-56.
 LI Tianyun,ZHAO Yan,LI Nan,et al. A new method for power quality detection based on HHT[J]. Proceedings of the CSEE,
- 2005,25(17):52-56.
 [10] 刘志刚,李文帆,孙婉璐. Hilbert-Huang 变换及其在电力系统中的应用[J]. 电力自动化设备,2012,32(4):109-116.
 LIU Zhigang,LI Wenfan,SUN Wanlu. Hilbert-Huang transform and its applications in power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(4):109-116.
- [11] 张杨,刘志刚. EEMD 在电能质量扰动检测中的应用[J]. 电力 自动化设备,2011,31(12):86-91.
 ZHANG Yang,LIU Zhigang. Application of EEMD in power quality disturbance detection[J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(12):86-91.
- [12] 徐永海,肖湘宁,杨以涵,等. 基于 dq 变换和 ANN 的电能质量 扰动辨识[J]. 电力系统自动化,2001,25(14):24-28.
 XU Yonghai,XIAO Xiangning,YANG Yihan, et al. Power quality disturbance identification using dq conversion-based neural classifier[J]. Automation of Electric Power Systems,2001,25(14): 24-28.
- [13] 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.
- [14] DWYER R F. Detection of non-Gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation [C] // IEEE International Conference on ICASSP'83. Acoustics, Speech and Signal Processing. Boston,

130

USA:[s.n.],1983:607-610.

- [15] VALERIU V, PIERRE G, CLAIRE-SOPHIE M, et al. Application of spectral kurtosis to bearing fault detection in induction motors[J]. Surveillance 5 CETM Senlis, 2004(10):10-13.
- [16] ANTONI J. The spectral kurtosis:a useful tool for characterizing non-stationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006(20):282-308.
- [17] 陈刚,刘志刚,张巧革.一种基于谱峭度的局部放电信号提取新 方法[J].电力自动化设备,2013,33(8):94-100.
 CHEN Gang,LIU Zhigang,ZHANG Qiaoge. Partial discharge signals extraction based on spectral kurtosis[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(8):94-100.
- [18] SAWALHI N,RANDALL R B. Spectral kurtosis optimization for rolling element bearings[C]//Proceedings of the Eighth International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Sydney, Australia: [s.n.], 2005:839-842.
- [19] 罗怡,伍光凤,李春天. Choi-Williams 时频分布在 CO₂ 焊接电 信号检测中的应用[J]. 焊接学报,2008,29(2):101-107.
 LUO Yi,WU Guangfeng,LI Chuntian. Application of Choi-Williams distribution to electrical signals detecton in CO₂ arc welding[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2008,29(2):101-107.
- [20] 王效孟,周勇,刘继承,等. 检测电压暂降特征量的有效值算法[J]. 低压电器,2010(10):48-51.

WANG Xiaomeng,ZHOU Yong,LIU Jicheng, et al. Detection method of voltage sags characterizations using RMS algorithm [J]. Low Voltage Apparatus, 2010(10):48-51.

- [21] 赵静,何正友,贾勇,等. 基于高阶累积量的暂态电能质量扰动 分类研究[J]. 电网技术,2011,35(5):103-108.
 ZHAO Jing,HE Zhengyou,JIA Yong, et al. Classification of transient power quality disturbances based on high-order cumulants[J]. Power System Technology,2011,35(5):103-108.
- [22] 李天云,陈昌雷,周博,等. 奇异值分解和最小二乘支持向量机 在电能质量扰动识别中的应用[J]. 中国电机工程学报,2008, 28(34):124-128.

LI Tianyun, CHEN Changlei, ZHOU Bo, et al. Application of SVD and LS-SVM in power quality disturbances classification [J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(34):124-128.

作者简介:



朱 玲(1989-),女,湖南娄底人,硕士 研究生,研究方向为现代信号处理理论及其 在电力系统中的应用(E-mail:zhuling198910@ 126.com);

刘志刚(1975-),男,河南巩义人,教授, 博士研究生导师,研究方向为现代信号处理 与智能计算及其在电力系统中的应用:

胡巧琳(1990-),女,重庆人,硕士研究生,研究方向为现 代信号处理理论及其在电力系统中的应用:

张巧革(1987-), 女, 河北石家庄人, 硕士研究生, 研究方 向为现代信号处理理论及其在电力系统中的应用。

Recognition of transient power quality disturbances based on CWD spectral kurtosis

ZHU Ling, LIU Zhigang, HU Qiaolin, ZHANG Qiaoge

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Since the process of present transient power quality disturbance recognition is very complex and sensitive to noise, an algorithm based on CWD spectral kurtosis and combined with RMS is proposed for its recognition, which sorts the disturbance signals according to the CWD spectral kurtosis into three types: transient pulse, transient oscillation and amplitude disturbance, and then classifies the amplitude disturbance according to its RMS into one of three voltage kinds; swell, sag and interrupt. It does not need any classifier, extremely simplifying the calculation process and reducing the calculation time. Simulative results verify the correctness of theoretical analysis.

Key words: transients; power quality; CWD; spectral kurtosis; root-mean-square algorithm