

基于动态树和支持向量机的电能质量复合扰动分类

针对实际电力系统中存在的电能质量复合扰动问题,采用以往单一的方法很难准确识别出复合扰动中所包含的每一类扰动,所以提出了基于动态树和支持向量机相结合的方法分类识别复合扰动。电能质量扰动分类过程分为特征提取和分类器两个阶段。在特征提取阶段,分析了通过 $d-q$ 变换、小波包分解和 S 变换对扰动信号进行特征提取,综合 3 种分析方法得到特征量,得到特征组合,更好地反映出了扰动信号的特征。在分类器设计中,利用了聚类分析中的类距离概念构造出了二叉树结构的支持向量机分类器,以更快、更准确地识别扰动类型。在此基础上,提出了基于动态树的分类方法来识别复合扰动信号中所包含的所有扰动类型。测试结果表明,所提出的复合扰动分类方法可以有效分类出复合扰动中的各类扰动。

原峰¹ 潘丰厚¹ 张光明¹ 高强^{1,2} 代继成¹ 张健楠¹/1.国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院 2.上海交通大学



原峰/工程师

关键词/Keywords

电能质量 ·
复合扰动 ·
特征组合 ·
动态树 ·
支持向量机 ·

0 引言

近年来,随着电力电子设备的广泛应用,电网中的电压波形畸变、电压波动、闪变、三相不平衡和电压骤升、骤降等电能质量问题越来越严重。引起了供电部门和电力用户的普遍重视,深入研究影响电能质量的各种问题,并对这些电能质量问题实现有效的检测和识别,对最终解决电能质量问题十分必要,也具有重大现实意义^[1-3]。

如今,针对单一电能质量扰动分类问题已经进行了大量研究,也取得了较好的研究成果^[1-5]。但是在实际的电力系统中,电能质量扰动往往是复合扰动,即多种扰动可能同时存在。继续采用以往的单一扰动分类方法,

难以解决复合扰动的分类问题。因此,利用小波包变换、 S 变换和 $d-q$ 变换分别对复合扰动信号进行特征提取与分析,根据这些特征的组合,设计了基于动态树和支持向量机的电能质量复合扰动分类方法。

1 电能质量复合扰动

依据 IEEE 相关电能质量标准,电能质量问题的各种扰动主要分为稳态扰动和暂态扰动。稳态电能质量扰动主要包括电压偏差、频率偏差、电压三相不平衡、电网谐波、电压波动与闪变。暂态电能质量扰动主要包括电压骤升、电压骤降、电压中断、暂态脉冲和暂态振荡 5 种^[4]。

实际电力系统的电能质量扰动是复杂的,电能质量扰动往往不是单一存在的,可能是某两种甚至是两种以上单一扰动的组合,如电压暂降信号中含有暂态脉冲,其中绝大多数复合扰动的情况为多种暂态扰动组成。

同时考虑扰动出现的随机性、噪声的影响和幅度随机性,通过计算机数学模型、标准源仪器仿真和现场数据建立了几种复合扰动信号模型,如图 1 所示。

对于电能质量复合扰动的分类,应该注意以下问题。

1) 电能质量复合扰动分类的方法也应适合电能质量单一扰动的分类。

2) 无论是对单一扰动还是复合扰动,分类方法应该具有很强的抗噪能力。

针对以上关键问题,采用了多样性的特征提取,构成组合特征,改变了以往特征提取的单调性。

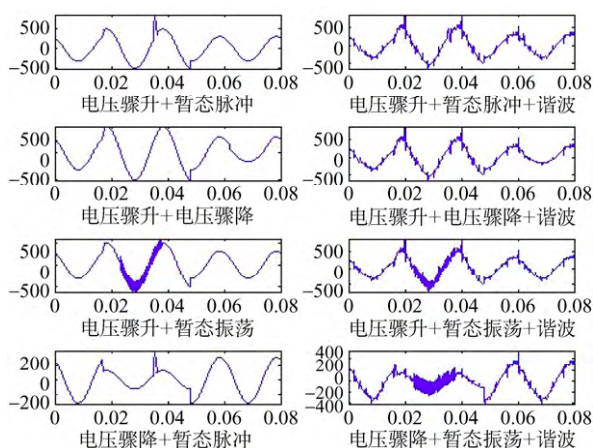


图1 几种典型的复合扰动

2 扰动信号的特征量提取

2.1 基于 $d-q$ 变换特征量提取

$d-q$ 变换首先是将三相电路的电压通过坐标变换至两相正交的 $\alpha-\beta$ 坐标系上, 然后再变换到三相电压合成矢量为纵坐标方向轴的 $d-q$ 坐标系中^[4], 即

$$\begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} = C_2 \begin{bmatrix} v_\alpha \\ v_\beta \end{bmatrix} = C_2 C_1 \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$C_1 = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}, C_2 = \begin{bmatrix} \sin \omega t & -\cos \omega t \\ -\cos \omega t & -\sin \omega t \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $\sin \omega t$ 、 $\cos \omega t$ 为与 a 相电压同相位的正、余弦信号。

若电能质量扰动在三相系统中是对称的, 便可使用 $d-q$ 变换, 得到由三相电压经 $d-q$ 变换而产生的 d 轴、 q 轴电压, 但是在实际的三相系统中, 三相可能不会同时发生扰动, 例如多数情况下, 电压骤降只在单相发生。所以, $d-q$ 变换之前, 需要由单相电路的电压构造一个虚拟的三相系统, 根据对称三相三线制电路的特点是各相的相位差 120° , 而且电压波形相同, 所以由此可以构造出虚拟三相系统。设 a 相电压为

$$v_a = \sqrt{2} V \sin \omega t \quad (1)$$

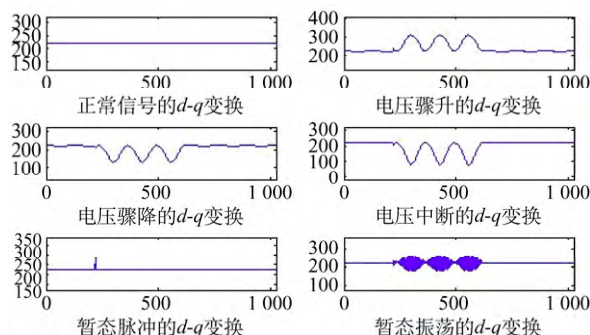
则构造的 b 相和 c 相电压分别为

$$v_b = \sqrt{2} V \sin(\omega t - \pi/3), v_c = \sqrt{2} V \sin(\omega t + \pi/3) \quad (2)$$

$$v_c = -v_b - v_a \quad (3)$$

式中, V 为理想相电压有效值。

将式 v_a 、 v_b 和 v_c 代入式 (1) 得 $d-q$ 变换结果作为扰动信号的特征量, 如图 2 所示。

图2 扰动信号的 $d-q$ 变换结果

2.2 基于小波包分解的特征量提取

小波包变换是小波变换的进一步完善和发展, 其提供的是一种更加精细的小波分解方法, 通过对小波多分辨率分解中进一步分解没有被细化分解的高频部分, 而得到更高的时频分辨率, 进而可以提供更加全面的扰动特征, 因此小波包具有更广泛的应用价值^[5]。

可按式 (3) 对电能质量信号 $u(t)$ 进行小波包分解, 即

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k H_1(k) u_n(2t-k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_k H_0(k) u_n(2t-k) \end{cases} \quad (6)$$

式中, $H_1(k)$ 为高通滤波器系数; $H_0(k)$ 为低通滤波器系数。

小波包分解过程可以形象的表示为一个对称二进制树结构, 二进制树结构中每个节点处的数值为 (j, p) 。在小波包的分解中, 节点 $(j+1, p)$ 处的小波系数为

$$\begin{aligned} d_{j+1}^{2p}(k) &= d_j^p(k) \bar{h}_0(2k) \\ &= \sum_{m=-\infty}^{m=\infty} d_j^p(m) h_0(m-2k) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} d_{j+1}^{2p+1}(k) &= d_j^p(k) \bar{h}_1(2k) \\ &= \sum_{m=-\infty}^{m=\infty} d_j^p(m) h_1(m-2k) \end{aligned} \quad (8)$$

小波包会对信号的低频部分和高频部分都进行二次分解, 如果选取所有分解层数上的能量特征, 会使所提取的特征数据量过大。所以利用

小波包 3 层分解, 并指定获得 [1, 1]、[2, 1]、[3, 1]、[3, 2]、[3, 3]、[3, 4]、[3, 5]、[3, 6] 和 [3, 7] 节点处分解的相对能量值作为扰动信号的特征。各节点上的能量为

$$e(i) = \sum_{k=1}^N d_i^2(k) \quad (9)$$

式中, $d_i(k)$ 为第 i 个节点上第 k 个小波系数。

按照式 (7) 求各节点能量相对值 $\bar{E}(i)$, 即

$$\bar{E}(i) = e(i) / E_{\max}, \quad E_{\max} = \sum_{i=1}^N e(i) \quad (10)$$

由式 (7) 得扰动信号的特征向量 $\bar{E} = [\bar{E}(1), \bar{E}(2), \bar{E}(3), \bar{E}(4), \bar{E}(5), \bar{E}(6), \bar{E}(7), \bar{E}(8), \bar{E}(9)]$ 。

根据以上分析, 利用小波包对各种扰动信号进行分解求出各扰动信号的特征值, 如图 3 所示。

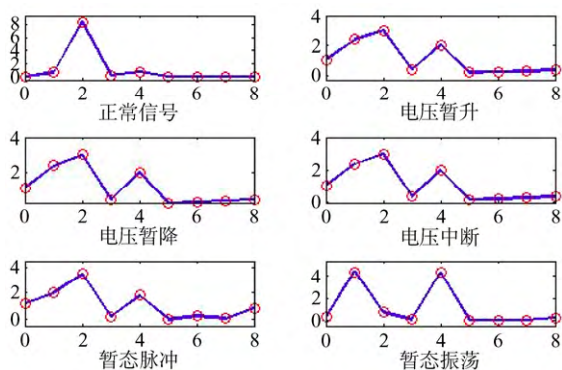


图 3 不同暂态电能质量扰动的相对能量值曲线图

2.3 基于 S 变换的特征量提取

S 变换继承了短时傅里叶变换与小波变换的局部化思想^[6], 是一种可逆的时频分析方法。信号 $x(t)$ 的一维连续 S 变换 $S(\tau, f)$ 定义如下, 即

$$S(\tau, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) w(\tau - t, f) \exp(-i2\pi ft) dt \quad (11)$$

$$w(\tau - t, f) = |f| / \sqrt{2\pi} \exp(-(t - \tau)^2 f^2 / 2) \quad (12)$$

式中, $w(\tau - t, f)$ 为高斯窗口; τ 为控制高斯窗口在时间轴位置的参数; f 为频率; i 为虚数。设 $x[kT]$, ($k=0, 1, 2, \dots, N-1$) 是对连续时间信号 $x(t)$ 进行采样得到的离散时间序列, T 为采样间隔; N 为总采样点数。对照连续变换公式, 可得离散形式, 即

$$S[jT, n/NT] = \sum_{m=0}^{N-1} X[(m+n)/(NT)] \exp[(-2\pi^2 m^2)/(n^2)] \exp[(i2\pi mj)/N] \quad (13)$$

式中, T 为采样间隔; N 为总采样点数; 代表时间的 $j=0, 1, 2, \dots, N-1$; 代表频率的 $n=1, 2, \dots, N-1$ 。

时间序列 $x[kT]$ 经 S 变换后结果是一个二维复时频矩阵, 记为 S 矩阵, 该矩阵中列对应离散频率, 行对应采样时间点, 每一行对应的都是该时间点上的局部频谱。

采用 S 模矩阵频率幅值平方和均值 $ST_1(f)$ 和 S 模矩阵的基频幅值曲线 $ST_2(t)$ 来提取特征向量, $ST_1(f)$ 为 S 模矩阵各行的幅值平方和均值, 即

$$ST_1(f) = 1/N \sum_{t=0}^N A(t, f) \quad (14)$$

式中, N 为 S 模矩阵的总行数, 即时间轴的采样数; A 为 S 模矩阵。

$ST_2(f)$ 为 S 模矩阵对应基频 50 Hz 那一列的幅值曲线, 即

$$ST_2(t) = A(t, f_0) \quad (15)$$

式中, f_0 对应基频 50 Hz。

提取出 S 模矩阵频率幅值平方和均值的最大峰值 (EA_1) 和基频幅值曲线的最大值 (EA_2) 作为扰动信号, 如图 4 所示。

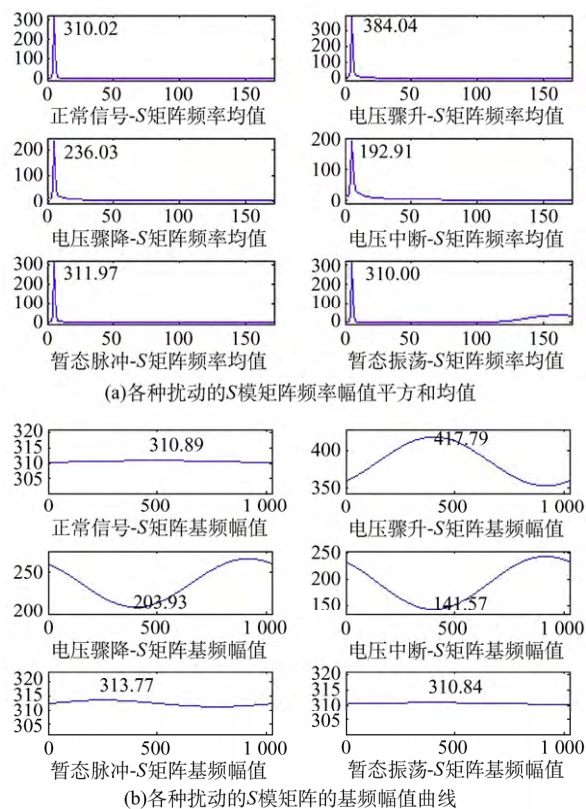


图 4 S 变换提取出的扰动信号的特征量

将正常信号的 S 模矩阵频率幅值平方和均值的最大峰值定义为标准值，分别定义上下限阈值。当 S 模矩阵频率幅值平方和均值的最大峰值大于上限阈值时， $EA_1=2$ ；当最大峰值大于标准值，而小于上限阈值时， $EA_1=1$ ；当最大峰值接近于标准值时， $EA_1=0$ ；当最大峰值小于标准值，而大于下限阈值时， $EA_1=-1$ ；当最大峰值小于下限阈值时， $EA_1=-2$ 。

将正常信号的基频幅值曲线的最值定义为标准值，定义上下限阈值。当 S 模矩阵基频幅值曲线的最值高于上限阈值时， $EA_2=2$ ；当最值高于标准趋势，而低于上限阈值时， $EA_2=1$ ；当最值接近于标准值时， $EA_2=0$ ；当凹凸趋势低于标准值，而高于下限阈值时， $EA_2=-1$ ；当最值低于下限阈值时， $EA_2=-2$ 。最终可以得到各种扰动信号所对应的特征量，如表 1 所示。

表 1 电能质量扰动信号特征

扰动信号	EA_1	EA_2
电压骤降	-1	-1
电压骤升	2	2
电压中断	-2	-2
暂态脉冲	0	1
暂态振荡	0	0

采用 S 矩阵最高次频率对应的时间点发生的突变作为是否发生复合扰动的标志，若发生复合扰动，经 S 变换得到的结果会出现多于两个尖峰。经试验验证，此方法在加入了 30 dB 高斯噪声及各次谐波的噪声背景下，有很好的识别率，如图 5 所示。

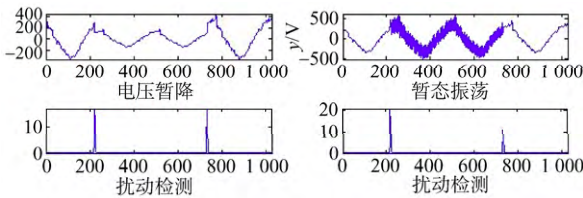


图 5 S 变换检测结果

3 扰动信号的分类器设计

3.1 单一扰动的分类器设计

由于电能质量复合扰动分类的方法也应适合电能质量单一扰动的分类。所以扰动信号的分

类器同样也需具有很好的单一扰动识别能力。

目前主要的识别方法有人工神经网络、模糊逻辑、专家系统和支持向量机等。支持向量机以避免局部极小点和维数灾难等问题，并能有效解决过学习问题，具有良好的可扩展性和较好的分类精度，在解决小样本、非线性问题中表现出结构简单、泛化能力强等许多特有的优势^[7]。针对单一扰动的情况，采用了小波包分解、 S 变换和 SVM 相结合的电能质量扰动分类方法。

3.1.1 特征组合

为了更好地反映出扰动信号的局部特征，采用基于小波包分解和 S 变换模矩阵相结合的特征提取方法，通过小波包分解提取扰动信号在特定频带下的能量值作为特征量，扰动信号经过 S 变换后，提取出模矩阵中频率均值和基频幅值中相关信息作为扰动信号的特征量。最后将通过小波包分解和 S 变换模矩阵获得的特征量进行组合，得到组合特征 $\vec{E}$ 作为下一步分类的依据，其中， $\vec{E}=[\vec{E}(i), EA_1, EA_2]$ 。

$\vec{E}(i)$ 为小波包分解得到的各频段的相对能量值， $i=1, 2, \dots, 9$ ， EA_1 、 EA_2 分别为 S 变换得到的 S 模矩阵频率幅值平方和均值的最大峰值和基频幅值的最值。

3.1.2 SVM 分类器设计

SVM 是针对二元问题提出的，在应用于电能质量扰动分类多值问题时，需要建立多个 SVM，将多元问题划分为多级二元问题来处理。目前，SVM 多类分类方法应用得较为广泛的有：“一对一” (OVO)、“一对多” (OVR) 和“有向无环图” (DAG)。但是前两种方法存在线性不可分区域，第三种方法虽然解决了不可分区域问题，但各子类分类器在有向无环图中的位置会影响整个分类器的性能^[7]。选用具有分层二叉树结构的支持向量机 (BT-SVM) 进行扰动识别，对于一个 K 类问题只需要构造 $K-1$ 个分类器，相对于其他方法构造所需的分类器都要少。

设计一个二叉树 SVM 需要选择一个合适的树结构，即合理安排树的结点和分支，必须在树结点，以近似最优的方法将多类样本分为两组，使两组样本的中心距离最大，可分性尽可能强，以构造合理的层次结构。分类算法的基本思想是利用聚类分析中的类距离概念，在特征空间

中计算各类别间的最短距离，以最短距离作为类间的距离，每一个类都可以得到一组与其他类间的距离，样本之间的距离 d 可表示为

$$d(x_1, x_2) = \|\varphi(x_1) - \varphi(x_2)\|_2 = \sqrt{K(x_1, x_1) - 2K(x_1, x_2) + K(x_2, x_2)} \tag{16}$$

式中， $\varphi(x)$ 为将原空间中的向量 x 映射到特征向量空间后所对应的向量； $K(x_1, x_2) = \varphi(x_1)\varphi(x_2)$ 为核函数。

最终得到二叉树分类结构图，即 SVM 分类器 1，如图 6 所示。

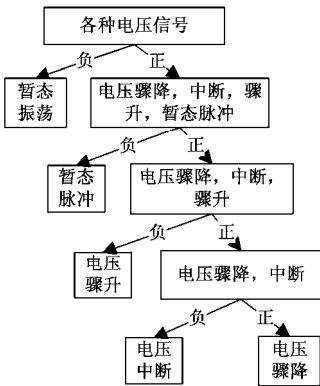


图 6 二叉树分类结构图

3.2 复合扰动的分类器设计

单一扰动伴随谐波含量超标时，通过小波包分解得到的特征值会发生变化，所以需要重新设计分类器的二叉树结构，为的是降低谐波带来的干扰，提高识别准确率。

同样采用小波包分解和 S 变换模矩阵获得的组合特征，二叉树分类器结构也是基于聚类思想，与 SVM 分类器 1 区别在于，SVM 分类器 2 是通过先求出类与类的距离，进而导出各类之间在特征空间的空间位置，然后，将类与类之间距离最近的聚在一起，距离较远的分出，最终聚成两类。以此类推，直到最后节点只有一个类别为止，最终得到一个新的二叉树分类结构图，即 SVM 分类器 2，如图 7 所示。

图 8 给出了用于识别同时含有两种及以上暂态扰动情况下的二叉树结构，即复合扰动遍历器。此二叉树结构采用先序遍历的方式。首先，遍历根节点，判断谐波是否超标，若超标，则标记谐波；然后遍历第二个节点，通过 S 变换获得基频幅值曲线， $d-q$ 变换得到瞬时有效值曲线，

先遍历左边节点，检测 S 变换的基频幅值曲线的最大值，判断出电压骤升、骤降及中断；最后遍历右节点，检测 $d-q$ 曲线是否有振荡波动，有则标记暂态振荡，最终重新访问根结点，退出树结构完成遍历，通过遍历可以识别出复合扰动信号中所包含的所有暂态扰动。

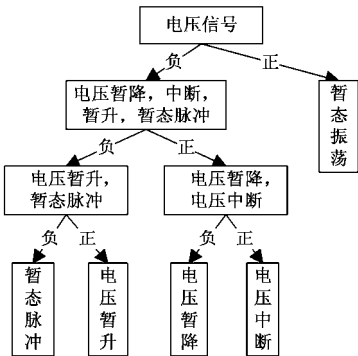


图 7 SVM 分类器 2 的结构图

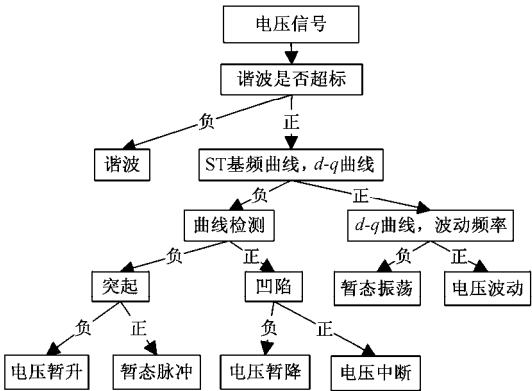


图 8 多种暂态扰动的二叉树结构图

针对电能质量复合扰动分类应该注意的问题，提出了动态树结构的复合扰动分类方法，动态树结构层次如图 9 所示。动态树结构分类器，由主干、固定分枝和动态分枝组成。其中“扰动识别”即为动态树结构的主干，“复合扰动时别”、“谐波检测”和“无扰动”，为动态树结构的固定分枝，用于单一扰动和复合扰动时别的 SVM 分类器 1、SVM 分类器 2 以及复合扰动遍历器是动态树结构的动态分枝。

动态树结构执行如下。首先执行扰动检测，判断是否为复合扰动，若无扰动发生则退出。复合扰动的判断依据是通过 S 变换的模矩阵最高次频率对应曲线中尖峰的个数，尖峰个数大于 2 时，意味着发生了复合扰动，动态树就会生成复

合扰动遍历器子枝，然后进行判断扰动类别和个数。若尖峰个数小于等于 2 时，此时就需要进行谐波检测，决定动态树要生成 SVM 分类器 1 还是 SVM 分类器 2。SVM 分类器 1 用于单一扰动的情况，为了适应电能质量单一扰动的分类。SVM 分类器 2 用于发生单一扰动伴随谐波含量超标的情况。

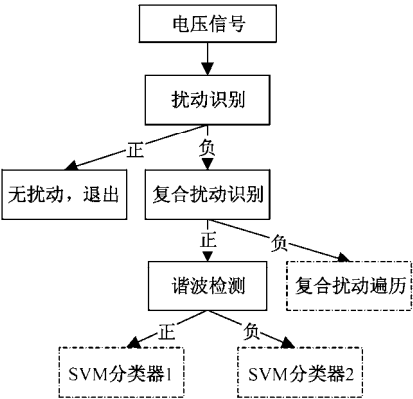


图 9 动态树层次结构图

对所设计的复合扰动分类器进行仿真测试，仿真测试结果如表 2 所示，平均识别正确率能够达到 94.5%，各种扰动的识别率都在 93%以上，对于复合扰动中所包含的每一种扰动都能够很好的识别。

表 2 复合扰动分类器的测试结果

电能质量扰动类型	复合扰动正确率 (%)
电压骤降	93
电压骤升	93.5
电压中断	96.5
暂态脉冲	96
暂态振荡	94
平均正确率	94.5

4 结束语

采用小波包分解和 S 变换相结合的多样性的特征向量提取方法，利用不同算法从不同角度提取特征，构成组合特征，改变了以往特征向量提取的单调性。在此基础上，对复合扰动建模，列举出了几种典型的复合扰动，对多种复合扰动使用不同算法进行分析，最终选定了针对复合扰

动特征提取的改进方法，通过寻找各种扰动信号所具有的特征，实现在复合扰动信号中识别出所含有扰动信号。最终建立了动态树结构的分类器，以适应在不同情况下智能、自主地识别各种扰动信号。

参考文献

[1] 肖湘宁. 电能质量分析与控制[M]. 北京：中国电力出版社，2010.

[2] 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.

[3] Cataliotti V. Cosentino A. New measurement method for the detection of harmonic sources in power systems based on the approach of the IEEE Std. 1459—2000[J]. IEEE Transactions on Power Delivery，2010，25（1）：332-340.

[4] 徐永海，肖湘宁，杨以涵，等. 基于 d-q 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.

[5] Chung J, Powers E J, Grady W M, et al. Power disturbance classifier utilizing a ruled-based method and wavelet packet-based hidden markov model[J]. IEEE Transactions on Power Delivery，2002，17（1）：738-743.

[6] Lin W M, Wu C H, Lin C H, et al. Detection and classification of multiple power-quality disturbances with wavelet multiclass SVM[J]. IEEE Transactions on Power Delivery，2008，23（4）：2575-2582.

[7] 宋雪雷. 基于小波变换和支持向量机的电能质量扰动分析方法[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2007.

[8] 潘丰厚. 电网电能质量智能检测及扰动类型识别方法研究[D]. 沈阳：东北大学，2012.

—————
作者简介
原峰（1983-），男，工程师，主要研究方向为高压设备在线监测、同步相量测量和智能配电领域。
（收稿日期：2015-12-10） EA
（编辑：崔岩）