变压器绕组机械振动信号特征提取方法研究

电力变压器绕组形变故障与绕组机械振动信息紧密相关，针对当今变压器绕组机械形变诊断存在准确度不高，无法准确判断故障类型问题，以S11－M－500/35型配电变压器为研究对象，通过对变压器绕组设置绝缘脱落、低压绕组压缩及绕组松动三种形变故障获取相应绕组的振动信息，分别采用集合经验模态分解（EEMD）、小波包能谱熵及短时傅里叶变换（STFT）三种信号处理方法对不同形变绕组振动信息进行特征提取，利用模糊C聚类分析方法比较三种特征提取方法的分类有效性。分析结果表明，小波包能谱熵特征提取方法能够对绕组形变类型达到最佳分类结果，其隶属度达到0.94以上，为后期诊断绕组机械故障类型提供依据。

李学斌　于在明　程　远　张　彬　李　斌/国网辽宁省电力有限公司电力科学研究院

李学斌/高级工程师

关键词/Keywords

变压器绕组·
振动信号·
小波包能谱熵·
集合经验模态分解·
短时傅里叶变换·
模糊C聚类分析·

0　引言

电力变压器是电力系统中最为关键的设备之一，据统计，由于变压器抗短路能力不够导致绕组机械故障逐年增加，给变压器安全运行埋下事故隐患，因此开展变压器绕组机械状态诊断对及时发现变压器故障隐患具有重要意义[1-4]。

目前，检测绕组形变传统方法有短路阻抗法和频响分析法[5]。但这两种电气测量方法只有变压器绕组发生明显形变的状态下才能得出判断结果，且仅能判断出是否故障，不能诊断出故障类型及位置，同时受测量方法限制很难实现在线监测。机械振动法近年来成为国内外检测绕组状态的主要关注点，该方法采用加速度传感器获取变压器油箱侧壁的振动信号，通过分析绕组的机械动力学特性变化来进行状态监测。

国网辽宁省电力有限公司科技项目（2016YF－26）。

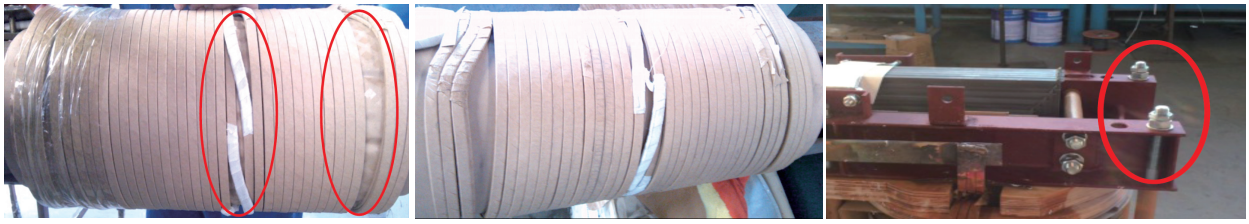
变压器绕组振动信号属于非平稳周期时变信号，其包含着丰富的特征信息量。绕组振动信号的特征提取结果在极大程度上影响诊断模型的设计与性能，对于不同类别提取的特征反差大，则设计出分类诊断模型的性能好；而对于不同状态的特征量相对模糊则会降低诊断分类结果的准确度，导致误判断。因此针对不同信号处理方法所获取的特征向量进行分类分析，选择最优特征提取方法，为后期的故障诊断提供特征数据依据。

因此本文以S11－M－500/35型电力变压器为研究对象，通过搭建负载试验平台获取绕组绝缘脱落、低压绕组压缩及绕组压紧力松动三种状态下绕组振动信息，采用模糊C聚类分析方法比较经验模态分解（EEMD）、小波包能谱熵及短时傅里叶变换（STFT）三种信号特征提取方法对不同绕组振动信号的分类性，从而确定绕组振动信息的最优特征分类方法，为诊断绕组故障类型提供理论依据。

1　变压器故障绕组设置及振动信号采集

1.1　变压器故障绕组设置

为获取电力变压器绕组不同故障类型下的振动信息，通过资料查询各种绕组故障类型所占比例及对绕组故障的可实施性与变压器制造厂商沟通，对变压器绕组设计以下典型缺陷来模拟绕组不同故障，从而获取变压器绕组松动、变形等不同故障情况下振动信息。图1为绕组不同形变故障设置实物图。



（a）匝间绝缘脱落　（b）低压绕组幅向压缩　（c）绕组压紧力松动

图1　变压器绕组不同形变故障实物图

1.2　变压器绕组振动信号采集

变压器振动采集测试系统主要由振动加速度传感器、数据动态采集仪和信号测试分析软件等部分组成，数据采集前端是由B&K公司开发的3050型PULSE LAN－XI多分析仪数据采集卡，该设备具有6通道BNC输入，频率范围在0～51.2 kHz，采样率131.072 kHz；信号采集软件为Labshop测试分析软件，该软件能够对采集到的振动信号进行显示、存取及分析，同时具有二次开发端口。针对变压器绕组振动特性，设置采样频率为1.6 kHz，每秒采样4 096点。变压器的振动主要是由绕组和铁心振动引起的，负载试验时低压侧短路，在高压侧施加三相电压，由于负载电流达到额定，而此时电压仅为额定电压的6%，因此提取振动信息主要为绕组振动。绕组振动采集现场如图2所示。

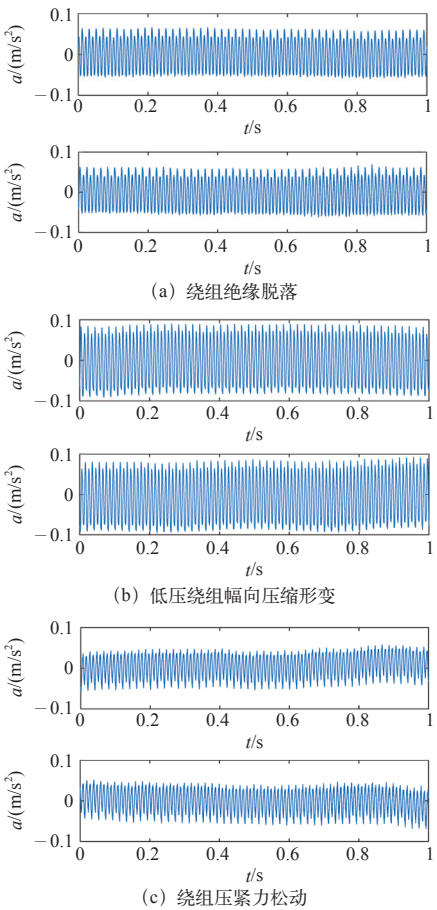
图2　负载试验下绕组振动数据采集现场

变压器绕组绝缘脱落、低压绕组压缩及绕组松动三种形变故障获取相应绕组的振动信息，三种状态下各两组实测振动数据图如图3所示。其中，横坐标为时间，单位为s；纵坐标为绕组振动幅值，单位为m/s^2。从振动实测途中可以看出不同故障下的绕组振动信号各不相同，仅从时域图中无法准确表征出各故障类型的振动特征。因此，需要采用不同时频域分析方法来提取其特征，选用最优特征提取方法，对不同故障下的振动信号进行准确分类。

2　绕组振动信号特征提取

2.1　小波包能谱熵提取绕组振动特征

小波包分析属于非线性时频分析法，它具有良好的时频定位特性以及对信号的自适应能力，因而能够对各种时变信号进行有效的分解[6]。因此不同状态下振动信号在相同频段内的能量会有相应的变化，以小波能谱熵作为特征向量来反映变



（a）绕组绝缘脱落

（b）低压绕组幅向压缩形变

（c）绕组压紧力松动

图3　变压器绕组三种状态振动信号实测图

压器绕组不同状态振动特征。

变压器绕组振动信号可由下列的递推公式进行小波包分解

$$\begin{aligned} u_{2n}(t)&=\sqrt{2}\sum_k h(k)u_n(2t-k)\\ u_{2n-1}(t)&=\sqrt{2}\sum_k g(k)u_n(2t-k)\end{aligned} \tag{1}$$

式中，$u_{2n}(t)$为经过高通滤波器组$h(k)$后的信号；$u_{2n-1}(t)$为经过低通滤波器组$g(k)$后信号；$u_n(2t-k)$为待分解的原始信号。通过小波包分解获得信号细分频带上的小波包系数，根据信号的时间特性分成N段，对每一段时间的信号进行能量计算

$$Q_{i(j,k)}=\int_{t_{i-1}}^{t_i}\left|A_i(t)\right|^2\mathrm{d}t \tag{2}$$

式中，$A_i(t)$为第i段信号的幅值，$i=1,2,\cdots,N$；而（t_{i-1}，t_i）为第i段的起止时间点。

计算能量后对能量值进行归一化处理，计算小波包能谱熵，定义信号小波包分解的第j层k节点的小波包能谱熵$H_{j,k}$具体公式如下

$$H_{j,k}=-\sum_{i=1}^{N}\varepsilon_{j,k}(i)\log\varepsilon_{j,k}(i) \tag{3}$$

式中，$\varepsilon_{j,k}(i)$为信号的各个分段能量的归一化值。

小波包分解的层数与振动信号的分析有直接关系[7]，综合变压器绕组振动信号频域分布及分辨率等因素考虑，这里选用了Daubechies小波系列的db10作为基函数进行3层小波包变换，得到8个频段各自能量分布。通过时频域分析得出绕组振动信息主要集中在基频100 Hz处，同时伴有基频倍数的高次谐波，500 Hz后衰减为零。因此将利用隔点采样的方法将包络信号的采样频率降至2 kHz进行分解。

基于小波包能谱熵的变压器绕组振动信号特征提取方法可分为如下步骤。

1）对变压器绕组不同状态下振动信号u_i进行3层小波包分解。对3层小波包分解树结构，其中，W_3^0，W_3^1，…，W_3^7分别为第3层各频率成分的信号特征量，从低频到高频所有频率成分节后顺序为[W_3^0，W_3^1，W_3^3，W_3^2，W_3^6，W_3^7，W_3^5，W_3^4]。

2）对小波包分解系数进行单支重构。对经过3层小波包分解得到的8个频带内的序列进行重构，得到8个小波包重构信号，各重构系数分别包含了低频相似信号及高频细节信号的信息。

3）求取小波包能量。由式（2）分别求出8个小波包能量，以这8个小波包能量为元素可以构成1个特征能量组。

4）归一化处理并计算能谱熵。采用式（3）中$\varepsilon_{j,k}(i)$对能量组进行归一化并计算能谱熵，T=[H_{30}，H_{31}，H_{32}，H_{33}，H_{34}，H_{35}，H_{36}，H_{37}]。

5）提取特征参量。由于绕组振动信号分布在500 Hz以内，选取频段0～125 Hz、125～250 Hz、250～375 Hz、375～500 Hz及500～625 Hz对应能量熵作为特征参量，小波包能谱熵特征定义为T=[H_1，H_2，H_3，H_4，H_5]。

采用小波包分解对图3绕组不同状态下振动信号提取能量熵如图4所示。

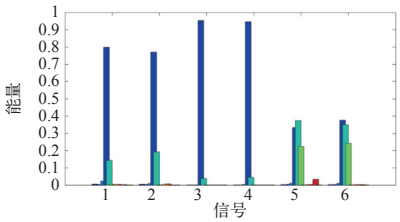


图4　绕组不同状态下振动信号小波包能谱熵

2.2　集合经验模态分解提取绕组振动特征

集合经验模态分解（EEMD）方法是针对经验模态分解（EMD）由于信号极值点分布不均匀而出现模态混叠的不足，而提出的一种基于数据的自适应分析方法[8-9]。该理论依据统计学中不相关序列的统计均值为零这一原理，在需要分解的信号中加入不同的白噪声序列，分解结果经过多次平均后，噪声相互抵消，集成均值的结果作为最终的征模态函数（IMF）分量，具体分解过程如下。

首先初始化EMD分解次数M，选择白噪声的幅值系数A。向变压器原始振动信号$x(t)$中加入M次（$M>1$）均值为0、幅值标准差为C_A的高斯白噪声序列$n_i(t)$（$i=1,2,\cdots,M$），即

$$X_i(t)=x(t)+C_An_i(t) \tag{4}$$

然后对信号$X_i(t)$分别进行EMD。获得信号极值点，用三次样条插值函数插值通过局部极大值点得到上包络线$p(t)$、通过局部极小值点得到下包络线$l(t)$，所有数据点均包含于上下包络线之间。

上包络和下包络的平均值曲线记作$u_1(t)$

$$u_1(t)=\frac{p(t)+l(t)}{2} \tag{5}$$

原始信号$X_i(t)$减去平均值$u_1(t)$，可得到第一个分量$h_1(t)$

$$h_1(t)=X_i(t)-u_1(t) \tag{6}$$

将$h_1(t)$作为新的信号，重复上边步骤k次，每次连续筛选结果的标准差定义为

$$\mathrm{SD}=\sum_{t=0}^{T}\left[\frac{\left|h_{1(k-1)}(t)-h_{1k}(t)\right|^2}{h_{1(k-1)}^2(t)}\right] \tag{7}$$

通过SD获取本征模函数$C_1(t)$，得到剩余信号$r_1(t)$

$$r_1(t)=X_i(t)-c_1(t) \tag{8}$$

将以上信号作为新的信号，再次重复以上步骤，则得第n个本征模态函数。于是，信号可用本征模函数表示，得到各个IMF分量和余项为

$$X_i(t)=\sum_{i=1}^{n}c_{ij}+r_{in} \tag{9}$$

其中，c_{ij}为第i次加入高斯白噪声后，对$X_i(t)$进行分解得到的第j个IMF分量，包含了信号由高频段到低频段的不同成分；r_{in}为第i次加入高斯白噪声后，对$X_i(t)$进行分解后的余项，n为分解层数。

最后利用高斯白噪声频谱的零均值原理，将上诉步骤对应的IMF分量进行总体平均运算，消除噪声作为时域分布参考结构带来的影响，最终得到EEMD后的IMF分量为

$$c_j(t)=\frac{1}{M}+\sum_{i=1}^{M}c_{ij} \tag{10}$$

式中，$c_j(t)$为对原始信号进行EEMD后所得到的第j个IMF分量。对变压器绕组原始振动信号进行EEMD后得到N个IMF分量和一个残余分量，计算出N个IMF分量的能量。每个IMF分量包含不同的频率成分，能量形成了变压器绕组振动信号能量在频域的一种划分。对每组振动信号计算所选前N个IMF能量的2范数H_j构成其特征矢量H_E为

$$H_E=[H_1,H_2,\cdots,H_N]$$
$$H_j=\sqrt{E_j} \tag{11}$$

对图3绕组不同状态下振动信号通过EEMD分解后提取各信号能量熵如图5所示。

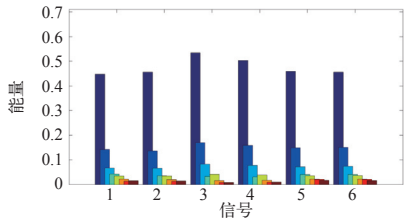


图5 绕组不同状态下振动信号EEMD能量熵图

2.3 短时傅里叶变换提取绕组振动特征

短时傅里叶变换（STFT）本质是对非平稳时变信号进行加窗截断处理，这种处理方式可以看成一种“局部平稳化”处理，然后对截断的信号进行傅里叶变换[10-11]。在实际应用中需要将Fourier变换离散化。信号的离散短时Fourier变换定义为

$$\mathrm{STFT}(n,\omega)=\sum_{m=-\infty}^{\infty}z(m+n)r(m)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega m} \tag{12}$$

式中，$r(m)$为窗函数；$z(m+n)$为时间序列。

在离散短时Fourier变换中获取的信号无论是平稳信号和非平稳信号，均可用STFT来实现。在特征提取中常采用信号的功率谱来分类，功率谱上的每一个峰值都反映了相应频率上的能量大小。如功率谱上某些峰值发生了变化，故障相关的频率分量能量必将产生变化，从而对故障类型进行诊断分类。

采用STFT提取图3中绕组各状态下振动信号的能量谱，设特征数据长度为256，如图6所示。

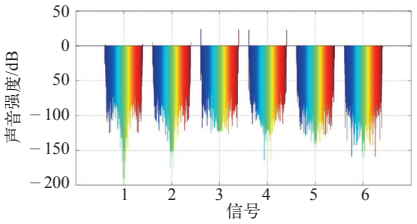


图6 绕组不同状态下振动信号STFT能量谱

3 特征提取方法分类有效性比较

为了分析三种特征提取方法对变压器绕组状态分类的有效性，本文采用聚类分析的方法对三种方法进行比较分析，采用最优特征对绕组振动信号进行特征提取分类。

聚类分析指将不同对象的集合分组为由类似对象组成的多个类的分析过程，是一种无监督自

学习方法。模糊C均值（FCM）聚类是用隶属度确定每个数据属于某个聚类的程度的一种聚类算法，是硬C均值（HCM）聚类方法的一种改进。FCM用模糊划分，使得每个给定数据点用值在（0,1）间的隶属度来确定其属于各个组的程度[12-13]。与引入模糊划分相适应，隶属矩阵$\boldsymbol{U}$允许有取值在（0,1）间的元素即一个数据集的隶属度的和总等于1

$$\sum_{i=1}^{c} u_{ij} = 1, \quad \forall j = 1,\cdots,n \tag{13}$$

式中，u_{ij}为数据点对聚类中心的隶属度。则FCM的目标函数表达为

$$J(\boldsymbol{U},c_1\cdots,c_c) = \sum_{i=1}^{c} J_i = \sum_{i=1}^{c}\sum_{j}^{n} u_{ij}^{m} d_{ij}^{2} \tag{14}$$

式中，$c_1,\cdots,c_c$为模糊组的聚类中心；$\boldsymbol{U}$为隶属矩阵，$d_{ij}=\|c_i-x_j\|$为第i个聚类中心与第j个数据点间的欧几里德距离；$m\in[1,\infty)$为加权指数。

对所有输入参量求导，使目标函数达到最小必要条件，计算聚类中心c_i和隶属矩阵$\boldsymbol{U}$为

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^{n} u_{ij}^{m} x_j}{\sum_{j=1}^{n} u_{ij}^{m}} \quad u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{c}\left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{2/(m-1)}} \tag{15}$$

根据FCM分析理论，对变压器绕组不同状态下振动信号采用三种特征提取方法进行比较分析，为判断聚类的准确性分别采用绕组不同状态各四组振动数据进行分类比较。采用小波包能谱熵、EEMD及STFT进行聚类分析结果如表1～表3所示，三种特征提取方法FCM聚类分析分类图如图7～图9所示。

通过FCM分析对三种特征提取方法的模糊隶属矩阵比较结果可以得出：EEMD分解与STFT分析获得的绕组振动信号特征值对不同状态的分类结果均低于小波包能谱熵特征，不能够得到实际状态分类结果，易造成分类结果的误判断。小波包能谱熵能够达到最佳的分类效果，其隶属度结果高于0.94且聚类结果与实际绕组状态类型一致。

4 结束语

1）搭建绕组振动信号试验采集平台，获得绕组不同形变故障下振动信息，研究了变压器绕组振动信号特征提取方法，针对绕组不同状态下的

表1 小波包能谱熵特征提取FCM聚类分析结果

实际状态	模糊隶属矩阵			分类结果
1绝缘脱落	0.982	0.012	0.006	1
1绝缘脱落	0.921	0.016	0.063	1
1绝缘脱落	0.947	0.038	0.079	1
1绝缘脱落	0.976	0.023	0.001	1
2低压压缩	0.013	0.978	0.009	2
2低压压缩	0.032	0.941	0.005	2
2低压压缩	0.017	0.968	0.015	2
2低压压缩	0.008	0.978	0.014	2
3松动	0.003	0.007	0.99	3
3松动	0.011	0.002	0.987	3
3松动	0.019	0.043	0.938	3
3松动	0.028	0.007	0.965	3

表2 EEMD特征提取FCM聚类分析结果

实际状态	模糊隶属矩阵			分类结果
1绝缘脱落	0.127	0.346	0.527	3
1绝缘脱落	0.783	0.152	0.065	1
1绝缘脱落	0.824	0.097	0.079	1
1绝缘脱落	0.276	0.593	0.131	2
2低压压缩	0.796	0.078	0.126	1
2低压压缩	0.142	0.674	0.184	2
2低压压缩	0.496	0.347	0.157	1
2低压压缩	0.679	0.181	0.14	1
3松动	0.542	0.141	0.317	1
3松动	0.239	0.241	0.52	3
3松动	0.049	0.376	0.575	2
3松动	0.128	0.109	0.763	3

表3 STFT特征提取FCM聚类分析结果

实际状态	模糊隶属矩阵			分类结果
1绝缘脱落	0.27	0.527	0.203	2
1绝缘脱落	0.972	0.017	0.011	1
1绝缘脱落	0.182	0.58	0.238	2
1绝缘脱落	0.268	0.519	0.213	2
2低压压缩	0.037	0.637	0.326	2
2低压压缩	0.061	0.409	0.53	3
2低压压缩	0.186	0.713	0.101	2
2低压压缩	0.32	0.581	0.099	2
3松动	0.153	0.692	0.155	2
3松动	0.209	0.174	0.617	3
3松动	0.118	0.592	0.29	2
3松动	0.054	0.327	0.619	3

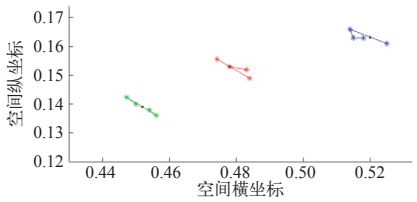


图7 小波包能谱熵特征提取FCM聚类分析分类图

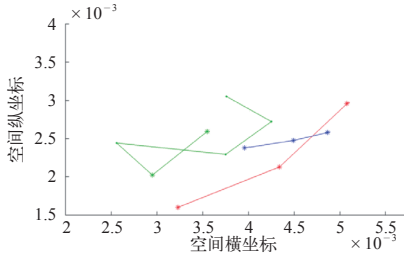


图8 EEMD特征提取FCM聚类分析分类图

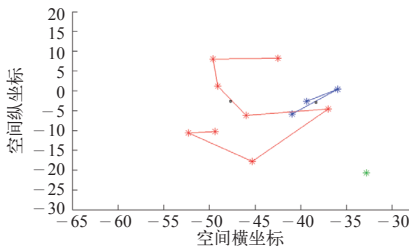


图9 STFT特征提取FCM聚类分析分类图

振动信号分别采用EEMD、小波包能谱熵及STFT三种时频域信号处理方法进行特征提取，得出绕组振动信息主要集中在基频100 Hz处，同时伴有基频倍数的高次谐波，500 Hz后衰减为零。

2）采用FCM分析对三种特征提取的模糊隶属矩阵分析结果可以得出：小波包能谱熵较其他特征提取方法有着更准确的分类效果，其隶属度结果高于0.94且聚类结果与实际绕组状态类型一致。

3）本文针对电力变压器绕组不同形变下的振动信号进行特征提取，最终确定小波包能谱熵作为振动信号特征提取方法，从而为后期在线诊断绕组形变故障提供了基础，同时为准确评价变压器绕组机械状态提供理论依据。

参考文献

[1] 李军，董立文，赵红．油浸式变压器的老化和寿命评估 [J]．高电压技术，2007，33 (3)：186-189．

[2] Li Jun，Dong Liwen，Zhao Hong．Aging and life assessment of oil-immersed transformer [J]．High Voltage Engineering，2007，33 (3)：186-189．

[3] Liao Ruijin，Meng Fanjing，Zhou Nianrong，et al．Assessment strategy for inner insulation condition of power transformer based on set-pair analysis and evidential reasoning decision-making [J]．High Voltage Engineering，2014，40 (2)：474-481．

[4] 刘旸，周志强，陈浩，等．大型电力变压器短路事故分析与反事故措施 [J]．东北电力技术，2015，30 (5)：30-32．

[5] 何平，文习山．变压器绕组变形的频率响应分析法综述 [J]．高电压技术，2006，32 (5)：37-41．

[6] 季俊伟．小波分析技术在汽轮机振动信号消噪与检测中的应用 [J]．东北电力技术，2006，27 (2)：9-11．

[7] 徐建源，张彬，林莘，等．能谱熵向量法及粒子群优化的RBF神经网络在高压断路器机械故障诊断中的应用 [J]．高电压技术，2012，38 (6)：1299-1306．

[8] 胡爱军，孙敬敬，向玲．经验模态分解中的模态混叠问题 [J]．振动测试与诊断，2011，31 (4)：429-434．

[9] Li R，He D．Rotational machine health monitoring and fault detection using EMD-based acoustic emission feature quantification [J]．IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement，2012，61 (4)：990-1001．

[10] 朱利民，钟秉林，贾民平．振动信号短时分析方法及在机械故障诊断中的应用 [J]．振动工程学报，2000，13 (3)：400-405．

[11] 张东，吴晓琳．短时傅立叶变换在振动信号处理中的应用 [J]．计算机与数字工程，2011，39 (8)：154-156．

[12] 李斌，韩洪刚，李学斌，等．断路器机械振动信号特征值提取方法分类性能研究 [J]．东北电力技术，2014，35 (4)：5-9．

[13] 黄王淳，高元海．采用最优模糊C均值聚类和改进化学反应算法的配电网络动态重构 [J]．中国电机工程学报，2014，34 (10)：1682-1691．

（收稿日期：2016－04－27）EA