

文章编号:1000-582X(2008)07-0744-05

小波包能谱熵与神经网络在断路器故障诊断中的应用

陈伟根^{a,b}, 邓帮飞^{a,b}

(重庆大学 a. 电气工程学院; b. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400030)

摘 要:提出了一种以振动信号小波包能谱熵为特征量的断路器故障神经网络诊断方法。利用小波包分解原理将高压断路器振动信号分解到不同频段中, 计算各频段的能谱熵值, 以此构造小波包能谱熵向量作为神经网络的输入向量, 并利用遗传算法对网络的连接权值进行了优化。引入置信度的概念, 对改进神经网络输出的故障模式识别结果进行评价。通过试验分析结果表明了该方法的有效性, 改进后的神经网络具有新故障模式的识别功能。

关键词:小波包能谱熵; 高压断路器; 神经网络; 振动信号; 遗传算法

中图分类号:TM561

文献标志码:A

Applying wavelet packet energy entropy and neural networks to diagnose circuit breaker faults

CHEN Wei-gen^{a,b}, DENG Bang-fei^{a,b}

(a. College of Electrical Engineering; b. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: We presented a new fault diagnosis method based on wavelet packet energy entropy and an improved neural network. A wavelet packet was used to decompress the vibration signal into different frequency bands using the theory of wavelet packet decomposition and reconstruction. Wavelet packet energy entropy was then extracted to construct characteristic vectors of signals and is used as an input of the neural network, which was optimized by genetic algorithm. Finally, the degree of confidence concept was introduced to evaluate the test results. This method was proven to be effective by the pattern recognition results of the circuit breaker fault. Furthermore, the improved neural network can recognize new fault patterns.

Key words: wavelet packet energy entropy; high voltage circuit breakers; neural networks; vibration signal; genetic algorithm

传统的信号谱分析技术是利用傅里叶变换得到信号的频率分布, 进而提取特定频点或频段成分的变化作为特征参数。但是这种方法主要适用于平稳随机信号的处理^[1], 而对于非平稳信号的分析结果欠佳。由于断路器动作时所产生的振动信号是典型的

非平稳信号, 所以在断路器振动信号故障诊断中的应用受到限制。1996 年 Runde 等使用动态时间规整法分析断路器振动信号, 得到正常状态和测试状态的振动信号偏移的估计, 以此与参考相比较进行诊断, 取得良好的诊断效果^[2]; 2003 年 Dennis 等学者使用小

收稿日期: 2008-03-10

基金项目: 重庆市自然科学基金重点资助项目 (CSCT2007-13A2002)

作者简介: 陈伟根 (1967-), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, 主要从事电气设备在线监测、状态检修方面的研究,

(Tel) 023-65111172-8223; (E-mail) weigench@cqu.edu.cn。

波包分解断路器一次动作所产生的4个振动信号,找出断路器非正常状态敏感的节点,形成节点直角坐标图显示断路器4个部分的状态对比图,并利用后向传播神经网络进行状态分类,这种方法得了较高的检测准确率^[3];2007年哈尔滨工业大学胡晓光等学者利用小波分解提取信号包络的能量熵,作为反映断路器状态变化的特征参数^[4]。

笔者对断路器操作过程中的振动信号进行小波包分解,提取振动信号在每个频带的能量熵值作为表征振动信号的特征量,建立基于断路器振动信号的BP(back propagation)神经网络诊断模型^[5-6];结合遗传算法对神经网络进行优化^[7],并运用改进后的神经网络进行断路器振动信号的故障模式识别。

1 断路器振动信号的特征量分析

1.1 小波包分析的原理

小波包分析是从小波分析延伸出来的一种对信号进行更加细致的分解和重构方法^[8-9]。小波变换的实质是对某函数 $f(x)$ 或测量信号 $C^{(0)}(n)$ 进行多尺度分析,即

$$V_0 = W_1 \oplus V_1 = W_1 \oplus W_2 \oplus V_2 = \dots = \bigoplus_{j=1}^J W_j \oplus V_j, \quad (1)$$

式中: J 为分解尺度(或次数); V_j 和 $W_j(j=1,2,\dots,J)$ 分别为 V_0 空间在不同尺度下经过正交分解所得到的子空间; \oplus 为空间向量相加符号。由于在小波分解的过程中,每次分解都是对 V 空间中分量的进一步分解,与 W 空间中的分量无关。所以小波分析在频率域的分辨率是有一定限度的。

小波包分析同样是对某函数 $f(x)$ 或测量信号进行多尺度分析。但不同于小波分析的是它同时对2个子空间进行分解,即

$$V_0 = U(1,0) \oplus U(1,1) = [U(2,0) \oplus U(2,1)] \oplus [U(2,2) \oplus U(2,3)] = \dots = \bigoplus_{b=1}^B U(J,B), \quad (2)$$

式中 $B=2^J-1$ 为分解次数。如果用 $u(j,b)(j=1,2,\dots,J)$ 表示 $u(0,0)$ 在 $U(J,B)$ 中的投影,则 $u(j,b)$ 表示原始信号 $u(0,0)$ 中频率为 $b \times 2^{-j} \sim (b+1) \times 2^{-j}(b=0,1,\dots,B)$ 的成分。因此,小波包分析不仅具备同时对信号的低频、高频部分进行分解的能力,而且能够根据被分析信号的特征自适应地选择相应频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高了时-频分辨率。

1.2 小波包能谱熵的计算

首先将信号进行 j 层的小波包分解后得到分解序列 $S_{j,k}$,其中 $k=0,1,2,\dots,2^j-1$,然后根据信号的时间特性分成 N 段,并对每一段时间内的信号计

算其能量 $Q_{i(j,k)}$ 。

$$Q_{i(j,k)} = \int_{t_{i-1}}^{t_i} |A_i(t)|^2 dt, \quad (3)$$

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

将信号的各个分段能量进行归一化处理,得到归一化值 $\epsilon_{j,k}(i)$ 。

$$\epsilon_{j,k}(i) = \frac{Q_{i(j,k)}}{\sum_{i=1}^N Q_{i(j,k)}}. \quad (4)$$

信息熵是在一定的状态下定位系统的一种信息测度,它是对序列未知程度的一种度量,可以用来估计随机信号的复杂性。由此,可以根据信息熵的基本理论,定义信号小波包分解的第 j 层 k 节点的小波包能谱熵 $H_{j,k}$ 为^[10-11]:

$$H_{j,k} = - \sum_{i=1}^N \epsilon_{j,k}(i) \lg \epsilon_{j,k}(i). \quad (5)$$

1.3 小波包能谱熵的提取

当断路器出现机械故障时不仅会引起振动冲击事件的时间漂移,还会造成时域波形中一些波峰幅值的变化^[12]。由于故障对振动信号各频率成分的抑制或增强作用,使得振动信号的某些频率成分可能衰减,而另一些频率成分可能增强。所以,根据信息熵理论及其含义,按照式(3)-(5)计算得到的能谱熵值能够反映出各段能量的分布情况。

小波基函数的选取会影响到最后信号的分析精度^[13-14],小波包分解的层数与振动信号的时频分析精度直接有关。选择的分解层数少,则分析速度快,这对于高频带信号尤其明显,但频带分辨率低;选择的分解层数多,则分析速度慢,但频带分辨率高^[15]。兼顾两者的关系并考虑所分析信号的时变特性和频变特性,选用了Daubechies小波系列的db10小波进行3层小波包变换,分解得到8个频段,分别提取这8个频段的小波包能谱熵,进而以这8个小波包能谱熵为元素,组成能谱熵向量 T ,则有 $T=[H_{30}, H_{31}, H_{32}, H_{33}, H_{34}, H_{35}, H_{36}, H_{37}]$ 。其中 H_{30} 为小波包分解的第3层第0个节点计算出的能谱熵值,其它依次类推。

需要说明的是,根据断路器具体动作时间及信号采样率考虑,文中 N 取值为100。

2 遗传算法的神经网络设计

2.1 神经网络的构造

采用BP算法的多层感知器是至今为止应用最为广泛的神经网络。它由输入层、中间层和输出层组成。中间层也就是隐含层,可以是一层或多层。

鉴于小波包在分析非平稳信号的优势和神经网络的优点,可以将两者有机结合起来。

将小波包能谱熵向量 $T = [H_{30}, H_{31}, H_{32}, H_{33}, H_{34}, H_{35}, H_{36}, H_{37}]$ 作为网络的输入特征向量,各特征元素对应于相应网络的输入神经元,神经网络模型的输出变量则是断路器的某种故障模式编码 $Y = [Y_0, Y_1, Y_2]$ 。利用神经网络的学习功能,实现状态特征量与故障模式编码之间的映射关系,从而实现对断路器故障类型的识别。

引入置信度的概念,实现对模式识别结果做出评价。广义上讲,置信是指正确的概率,置信度则是评价这个概率的一种量度,笔者定义为用来衡量输出向量与标准编码之间的匹配程度,表示某一事件的可靠程度。若用 $y = [y_0, y_1, y_2]$ 表示网络某个实际输出向量, $Y = [Y_0, Y_1, Y_2]$ 为对应的标准编码。若用 β 表示置信度,则有

$$\beta = 1 - \left\{ \frac{1}{3} \sum_{i=0}^2 (y_i - Y_i)^2 \right\}^{1/2}. \quad (6)$$

具体算法步骤如下:首先将网络实际输出向量中的每个元素进行四舍五入法,得到一个标准编码。然后根据式(6)计算每个输出向量的置信度 β ,若 β 小于 γ ,则判定该输出向量对应的模式类型为新未知类型,转为标准编码 $Y = [0, 0, 0]$ 。笔者设置置信度阈值 γ 为 0.8。

2.2 神经网络权值的优化

传统的 BP 算法是一种简单的最快速度下降静态寻优算法,可以使权值、阈值收敛到某个值,由于采用梯度下降法也可能产生一个局部最小值,所以不能保证收敛到误差平面的全局极小值。而将遗传算法用于确定神经网络连接权的学习过程,并将其学习过程看作一个极小化过程,则利用遗传算法全局搜索能力可以很好地解决这个问题。基本遗传算法的具体过程如下:

- 1) 采用二进制编码方案对每个权值进行编码,随即产生一组权值编码;
- 2) 计算神经网络的误差函数,确定其适应度的函数值,误差值越大,适配值越小;
- 3) 选择若干适配值大的个体直接遗传给下一代,其余按适配值确定的概率遗传;
- 4) 利用交叉、变异等操作处理当前种群,产生下一代种群;
- 5) 重复 2)、3),直到取得满意解。

3 断路器故障模式的识别应用

笔者在实验室的 110 kV SF₆ 断路器上对合闸过程中的正常和故障状态(合闸线圈有短路匝,缓冲

器弹簧无效超行程)进行了模拟,每一种状态动作 15 次,分别采集 15 组数据。测试时通过磁力安装座将压电式加速度传感器安装于断路器中间相基座支架上(如图 1),数据采集卡在断路器动作时以 30 kHz 的速率采集 12 000 点,将振动数据送至 PC 机进行处理。图 2 给出了一组 3 种状态下的合闸振动信号(其中(a)正常状态图;(b)合闸线圈有短路匝;(c)缓冲器弹簧无效超行程)。

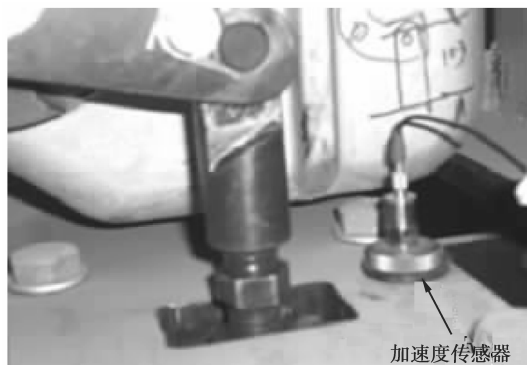


图 1 传感器安装位置

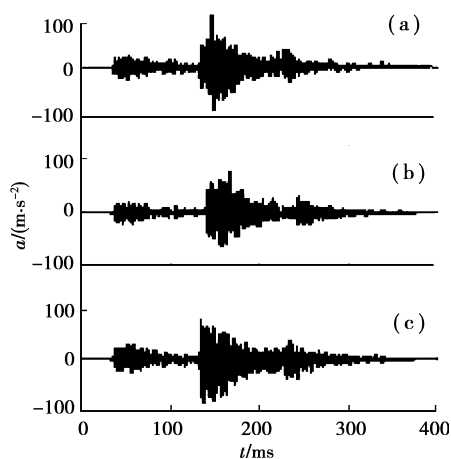


图 2 三种状态下的振动信号

从原始信号的时域波形图中可以看出,故障前后的振动加速度信号没有明显的差异,仅从时域图上并不能确定信号具体的变化情况以及故障类型,需要对信号进一步分解处理,以提取更详细的反映故障的特征向量。

将 3 种状态下的振动信号分别进行小波包分解以及能谱熵特征值的提取,其中 10 组数据用于训练网络,5 组数据用于训练后网络的验证。状态类别按照表 1 所示分别设置为编码向量作为输出量。

由于篇幅所限,只在表 2 中给出部分神经网络的训练数据,神经网络的遗传算法误差平方和曲线、

表 1 断路器各种故障类型编码

断路器状态	类型编码		
	Y_0	Y_1	Y_2
正常	1	0	0
合闸线圈有短路匝	0	1	0
缓冲器弹簧无效超行程	0	0	1
未知状态类型	0	0	0

适应度曲线和 BP 算法的训练目标曲线分别见图 3、4。图 3 中横坐标轴的 G 为遗传迭代数;纵坐标轴的 S 为误差平方和, F 为适应度。图 4 中横坐标轴的 n 为遗传算法循环次数。这里,遗传算法的初始种群个数 $P=30$,目标误差 $\epsilon_{ga}=5.0$;BP 算法的目标误差 $E_g=0.002$,学习速率 $L_r=0.01$ 。遗传算法进行了 80 代的迭代达到了目标值;BP 算法进行了 573 步收敛到指定精度。

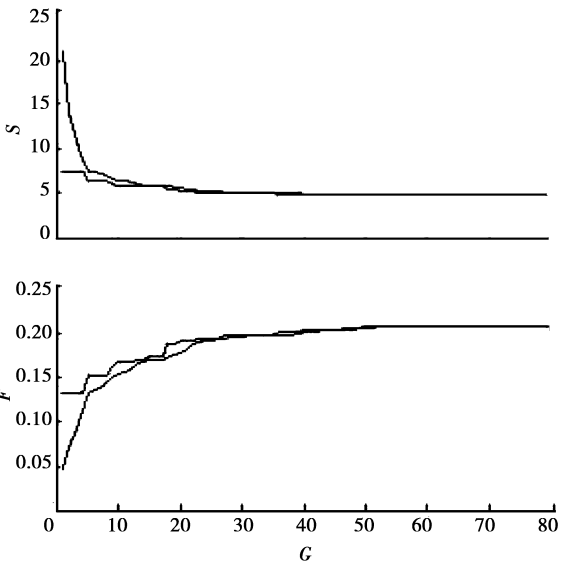


图 3 遗传算法误差平方和与适应度曲线

表 2 部分神经网络训练数据

3 种状态 样本序列号	输入向量(信号能谱熵值)								类型编码		
	H_{30}	H_{31}	H_{32}	H_{33}	H_{34}	H_{35}	H_{36}	H_{37}	Y_0	Y_1	Y_2
1	0.375 4	0.435 5	0.610 8	0.716 6	0.574 8	0.467 5	0.312 6	0.476 1	1	0	0
2	0.424 4	0.395 3	0.587 4	0.684 2	0.408 9	0.301 5	0.496 1	0.449 6	1	0	0
3	0.458 3	0.445 5	0.632 1	0.506 2	0.496 5	0.696 8	0.692 2	0.713 7	1	0	0
4	0.446 1	0.404 2	0.497 3	0.565 4	0.425 6	0.664 7	0.646 7	0.671 5	1	0	0
5	0.429 4	0.371 1	0.445 5	0.566 2	0.577 8	0.349 4	0.284 4	0.382 5	1	0	0
6	0.586 9	0.550 8	0.326 9	0.374 0	0.258 5	0.290 3	0.110 5	0.251 5	0	1	0
7	0.595 1	0.505 3	0.340 8	0.247 5	0.351 9	0.143 9	0.153 1	0.351 9	0	1	0
8	0.527 1	0.469 9	0.256 1	0.327 8	0.255 3	0.110 7	0.105 5	0.168 8	0	1	0
9	0.524 8	0.514 5	0.324 4	0.306 7	0.289 4	0.416 2	0.098 5	0.304 7	0	1	0
10	0.561 7	0.514 1	0.338 8	0.265 5	0.242 2	0.222 9	0.118 3	0.279 5	0	1	0
11	0.777 8	0.735 8	0.560 9	0.603 2	0.524 2	0.519 7	0.597 4	0.681 5	0	0	1
12	0.755 7	0.719 6	0.590 7	0.571 3	0.461 0	0.588 7	0.570 6	0.580 3	0	0	1
13	0.728 9	0.730 7	0.627 9	0.558 6	0.424 1	0.530 7	0.611 5	0.639 6	0	0	1
14	0.769 2	0.763 8	0.617 6	0.567 1	0.380 3	0.460 5	0.649 8	0.670 2	0	0	1
15	0.737 3	0.739 7	0.671 1	0.574 7	0.468 1	0.547 1	0.614 6	0.571 3	0	0	1

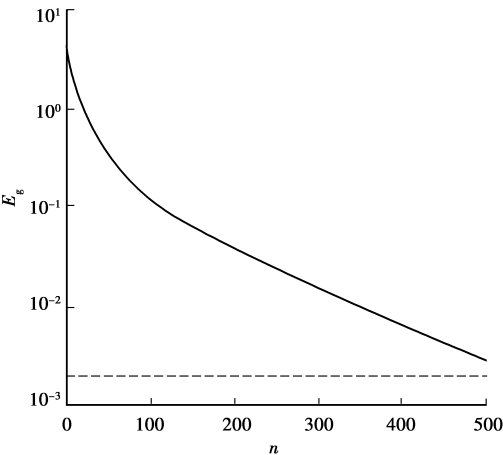


图 4 BP 算法的训练目标曲线

利用训练后的网络进行故障模式识别,识别结果如表 3 所示。表 3 的识别结果表明,该网络能够有效地区分断路器的正常和故障模式。随着训练样本的增多,识别结果会更好。为了验证置信度的效果,对网络输入一组事先没有进行样本训练的特征量,得出的识别结果如表 4 所示。虽然网络输出的状态编码为 $[1,0,0]$,但置信度为 0.675 5,小于事先给定的阈值 0.8,所以识别结果自动转为故障类型编码为 $[0,0,0]$,即为未知故障类型。由此可见引入的置信度概念是准确有效的。对于新的故障模式识别,只需要有足够的新样本输入网络进行训练,神经网络重新确定权值和阈值,神经网络就具有新的故障类型的识别功能。

表3 神经网络识别结果

输入向量(信号能谱熵值)								输出向量			故障类型	置信度
H_{30}	H_{31}	H_{32}	H_{33}	H_{34}	H_{35}	H_{36}	H_{37}	y_0	y_1	y_2		
0.598 6	0.304 2	0.434 6	0.597 8	0.504 3	0.347 4	0.623 8	0.638 3	0.935 2	0.005 6	0.001 3	1 0 0	0.962 4
0.461 7	0.313 8	0.333 7	0.429 1	0.417 9	0.398 9	0.570 5	0.642 6	0.970 0	0.010 6	0.007 4	1 0 0	0.981 1
0.535 2	0.455 8	0.257 8	0.348 8	0.308 3	0.128 9	0.312 7	0.295 3	0.007 6	0.965 2	0.005 2	0 1 0	0.979 2
0.513 0	0.494 0	0.309 1	0.309 8	0.291 0	0.280 9	0.079 7	0.523 6	0.009 1	0.970 4	0.001 8	0 1 0	0.982 1
0.710 2	0.703 9	0.641 4	0.535 6	0.373 1	0.416 5	0.440 5	0.624 2	0.002 0	0.009 5	0.973 0	0 0 1	0.983 4
0.770 3	0.687 4	0.605 2	0.531 9	0.430 1	0.667 3	0.512 7	0.590 2	0.003 5	0.004 8	0.985 8	0 0 1	0.991 1

表4 未知类型样本识别结果

输入向量(信号能谱熵值)								输出向量			故障类型	置信度
H_{30}	H_{31}	H_{32}	H_{33}	H_{34}	H_{35}	H_{36}	H_{37}	y_0	y_1	y_2		
0.515 8	0.401 9	0.314 0	0.290 8	0.332 0	0.321 3	0.282 0	0.312 1	0.535 2	0.015 6	0.315 6	0 0 0	0.675 5

4 结 语

用小波包分解技术对断路器的振动信号进行分解,提取小波包的能谱熵,进而形成反映出断路器故障情况的特征熵向量。基于改进神经网络的故障诊断方法对断路器的几种模拟故障进行识别分析,取得了良好的结果。并且引入了置信度的概念,对神经网络的故障模式识别结果做出了准确的评价,使该网络具有新故障模式识别功能。

参考文献:

- [1] HOIDALEN H K, RUNDE M. Continuous monitoring of circuit breakers using vibration analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(4): 2458-2465.
- [2] RUNDE M, OTTESEN G E. Acoustic diagnosis of high voltage circuit-breaker[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1992, 7(3): 1306-1315.
- [3] LEE D S S, LITHGOW B J, MORRISON R E. New fault diagnosis of circuit breaker [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2003, 18(2): 454-459.
- [4] 孙来军, 胡晓光, 纪延超. 改进的小波包-特征熵在高压断路器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(12): 103-108.
SUN LAI-JUN, HU XIAO-GUANG, JI YAN-CHAO. Fault diagnosis for high voltage circuit breakers with improved characteristic entropy of wavelet packet[J]. Proceeding of the CSEE, 2007, 27(12): 103-108.
- [5] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [6] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005.
- [7] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [8] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [9] MALLAT S G. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1989, 37(12): 2091-2110.
- [10] 何正友, 蔡玉梅, 钱清泉. 小波熵理论及其在电力系统故障检测中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 38-43.
HE ZHENG-YOU, CAI YU-MEI, QIAN QING-QUAN. A study of wavelet entropy theory and its application in electric power system fault detection[J]. Proceeding of the CSEE, 2005, 25(5): 38-43.
- [11] 桂中华, 韩凤琴. 小波包特征熵神经网络在尾水管故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(4): 99-102.
GUI ZHONG-HUA, HAN FENG-QIN. Neural network based on wavelet packet-characteristic entropy for fault diagnosis of draft tube[J]. Proceeding of the CSEE, 2005, 25(4): 99-102.
- [12] 马强, 荣命哲, 贾申利. 基于振动信号小波包提取和短时能量分析的高压断路器合闸同期性的研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 149-154.
MA QIANG, RONG MING-ZHE, JIA SHEN-LI. Study of switching synchronization of high voltage breakers based on the wavelet packets extraction algorithm and short time analysis method [J]. Proceeding of the CSEE, 2005, 25(13): 149-154.

(下转第765页)

- [6] STEINBRICH K. Influence of semiconducting layers on the attenuation behaviour of single-core power cables [J]. IEE Proceedings: Generation, Transmission and Distribution, 2005, 152 (2): 271-276.
- [7] VAKILIAN M, BLACKBURN T R, JAMES R E, et al. Semiconducting layer as an attractive PD detection sensor of XLPE cables [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2006, 13(4):885-891.
- [8] POMMERENKE D, STREHL T, HEINRICH R, et al. Discrimination between internal PD and other pulses using directional coupling sensors on HV cable systems [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 1999, 6 (6): 814-824.
- [9] TIAN Y, LEWIN P L, DAVIES A E, et al. Partial discharge detection in cable using VHF capacitive couplers [J]. IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, 2003, 10(2): 343-353.
- [10] 徐阳, 钟力生, 曹晓珑, 等. XLPE 电缆及接头局部放电的超高频测量与分析[J]. 电工电能新技术, 2002, 21 (1): 5-8.
- XU YANG, ZHONG LI-SHENG, CAO XIAO-LONG, et al. UHF partial discharge detection in cable and cable accessories [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2002, 21 (1): 5-8.
- [11] 韦斌, 王伟, 李成榕, 等. VHF 钳型传感器在线检测 110 kV XLPE 电缆局放[J]. 高电压技术, 2004, 30 (7): 37-39.
- WEI BIN, WANG WEI, LI CHENG-RONG, et al. Partial discharges on-line detection of 110 kV XLPE cables using VHF clamp current transducer [J]. High Voltage Engineering, 2004, 30(7): 37-39.
- [12] 孙才新, 许高峰, 唐炬, 等. 检测 GIS 局部放电的内置传感器模型及性能研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(8): 89-94.
- SUN CAI-XIN, XU GAO-FENG, TANG JU, et al. Model and performance of inner sensors used for partial discharge detection in GIS [J]. Proceeding of the CSEE, 2004, 24(8): 89-94.
- [13] 唐炬, 侍海军, 许高峰, 等. GIS 局部放电两种内置传感器响应特性分析[J]. 高电压技术, 2003, 29(2): 29-31.
- TANG JU, SHI HAI-JUN, XU GAO-FENG, et al. Two couplers for detection of partial discharge in gas-insulated substations [J]. High Voltage Engineering, 2003, 29(2): 29-31.
- [14] 许高峰, 侍海军, 唐炬, 等. 用于 GIS 局部放电检测的电容型传感器[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2003, 26(4): 10-13.
- XU GAO-FENG, SHI HAI-JUN, TANG JU, et al. Capacitive coupler used for detecting partial discharge in GIS [J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2003, 26(4): 10-13.
- [15] 韦斌, 李颖. 基于 VHF 的交联电缆附件局放检测的研究[J]. 高电压技术, 2006, 32(2): 30-31.
- WEI BIN, LI YING. Study on PD detection of HV XLPE cable accessories based on VHF technique [J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(2): 30-31.
- [16] 戴征宇, 姜芸, 罗俊华. 预制型电缆附件沿面放电试验研究[J]. 高电压技术, 2002, 28(9): 7-9.
- DAI ZHENG-YU, JIANG YUN, LUO JUN-HUA. Test and research of surface discharge in pre-moulded power cable accessories [J]. High Voltage Engineering, 2002, 28(9): 7-9.

(编辑 张 苹)

(上接第 748 页)

- [13] 唐铭, 唐炬, 谢颜斌, 等. 一种用于复小波变换的有效系数阈值[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2006, 29(10): 5-9.
- TANG MING, TANG JU, XIE YAN-BIN, et al. Effective coefficient threshold for complex wavelet transform [J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2006, 29(10): 5-9.
- [14] 赵海龙, 王芳, 胡晓光. 小波包-能量谱在高压断路器机械故障诊断中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(6): 46-48.
- ZHAO HAI-LONG, WANG FANG, HU XIAO-GUANG. Application of wavelet packet-energy spectrum in mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers [J]. Power System Technology, 2004, 28(6): 46-48.
- [15] 孙来军, 胡晓光, 纪延超. 一种基于振动信号的高压断路器故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(6): 157-161.
- SUN LAI-JUN, HU XIAO-GUANG, JI YAN-CHAO. A new method of fault diagnosis for high voltage circuit breakers based on vibration signals [J]. Proceeding of the CSEE, 2006, 26(6): 157-161.

(编辑 李胜春)