

基于小波包分解的XLPE配电电缆局部放电波形特征提取与识别

罗新¹, 牛海清¹, 胡日亮², 刘访², 吴炬卓¹

(1. 华南理工大学电力学院, 广州 510641; 2. 广东电网公司东莞供电局, 东莞 523129)

摘要: XLPE中压电缆局部放电(partial discharge)带电检测获得的信号可能源于电缆本体、电缆终端头,也可能来自于与之连接的开关柜中的电晕放电或表面放电等等。由于不同来源的PD信号,对设备的危害不同,其判断标准也有所不同,故有必要对PD信号来源进行识别。笔者利用小波包分解技术对试验获得的大量PD波形数据进行去噪和特征提取。使用PD信号在不同尺度下的能量谱、Shannon熵、对数能量熵以及1.5阶标准熵组成4组特征向量;将提取出的特征向量分别作为BP神经网络分类器的输入,对PD信号进行识别,并得到以下结论:以提取的各特征向量对PD信号进行识别,平均识别率均在90%附近;能量谱、Shannon熵、对数能量熵对于表面放电的识别率相对较低,1.5阶标准熵对于表面放电识别率高但对于电缆本体PD信号识别率较低。提出使用能量谱和1.5阶标准熵组合特征向量对PD信号进行识别,效果优于单独使用各特征向量进行识别,识别率高达97%。

关键词: 局部放电; 小波包; 特征向量; 神经网络; 模式识别

中图分类号: TM83

文献标志码: A

文章编号: 1001-1609(2013)11-0110-07

Feature Extraction and Pattern Recognition of Partial Discharge of XLPE Distribution Cable Based on Wavelet Packet Decomposition

LUO Xin¹, NIU Hai-qing¹, HU Ri-liang², LIU Fang², WU Ju-zhuo¹

(1. Faculty of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2. Dongguan Power Bureau of Guangdong Power Grid Corporation, Dongguan 523129, China)

Abstract: The signal of online partial discharge (PD) detection of XLPE cable may come from the cable, its end joint, or the switchgear connected with it. PD from different source does different harm to electric equipment, and is recognized with different criteria. Therefore, it is necessary to recognize the source of PD. Based on wavelet packet decomposition, four eigenvectors, i.e. energy spectrum, Shannon entropy, logarithmic energy entropy, and 1.5-order norm entropy, are extracted in this paper. These eigenvectors are taken as the input of BP neural network to recognize PDs. The conclusions are as follows: 1) the recognition rates of BP neural network with respective four eigenvectors are all around 90%; 2) for surface discharge, the recognition rate with energy spectrum, Shannon entropy or logarithmic energy entropy is relatively low, while the recognition rate with 1.5-order norm entropy is high, however it is relatively low for cable PD. An improved method is proposed by taking the combined eigenvector of energy spectrum and 1.5-order norm entropy as the input of BP neural network, thus the recognition rate reaches 97%.

Key words: partial discharge; wavelet packet; eigenvector; neural network; pattern recognition

0 引言

交联聚乙烯(XLPE)电缆广泛应用于城市配网

中,其早期劣化和使用寿命很大程度上取决于绝缘介质的树枝状老化。而PD检测是绝缘状态评估的有效方法之一,CIGRE、IEEE以及IEC等国际电力权威机构一致推荐PD检测是作为XLPE电力电缆绝缘状况评价的最佳方法^[1]。PD检测可

收稿日期:2013-06-16; 修回日期:2013-07-19

分为带电和离线两种方式。离线检测虽然具有精度高、噪声水平低等优点,但需要停电检测,在供电可靠性要求越来越高的大背景下,难以实现对电缆的定期巡检。因此电力电缆的 PD 带电检测成为目前研究的热点。PD 带电检测中,各高压设备均处于带电运行状态,对电缆 PD 信号的检测造成很大干扰。另一方面检测到的放电脉冲可能来自电缆本体、电缆终端头、也可能来自与其连接的其他设备(如开关柜等)。由于不同来源的 PD 信号,对设备的危害不同,其判断标准也有所不同,所以对 PD 信号的识别就显得尤为重要。特征提取是 PD 识别的第一步,特征选取的好坏直接影响到识别的效果。

目前,PD 特征提取的方法主要分为两大类:统计特征法和时域分析法^[2-4]。基于统计特征法的模式识别目前实际应用较多,一般针对 PD 的各种统计分布谱图进行,常用的方法有 $n-q-\varphi$ 三维谱图分析法、分形维数法、灰度图像识别法及各种方法的混合使用等^[5-12]。但统计特征法中的各种方法都涉及到了 PD 信号的相位,而配电电缆一般为三芯结构且共一根地线,当两相或三相同时出现 PD 时,检测 PD 的相位特征变得几乎不可能。时域分析法是针对高速采集一次放电产生的时域脉冲所得到的波形特征或相应的变换结果进行模式识别。目前主要有傅里叶分析法,小波分析法及波形参数直接提取法等^[4]。由于 PD 脉冲在传输过程的衰减和变形以及现场严重的电磁干扰等,要准确提取其特征量非常困难,故时域分析法在实际检测中的研究应用还相对较少^[13-16]。文[13]设计了 4 种电缆中间接头内部典型的绝缘缺陷物理模型,对获得的各种 PD 信号进行离散小波变换,得到各尺度小波分解系数;基于 Birge-Massart 阈值策略提取各尺度系数的有效极大值,构成极大值矩阵;再对矩阵进行奇异值分解,提取奇异值作为特征量进行识别,识别率达到 91.3%。文[14]采用波形参数直接提取法,提取了放电脉冲前沿时间、后沿时间、脉宽及波形存在时间等特征量,成功识别了变压器 PD 检测中常见的各种放电。文中的研究应用主要针对配电电缆,选择时域分析法对在线检测中不同来源的 PD 信号进行研究。

小波变换能提供良好的时频局部化特性,已在 PD 信号处理领域得到了广泛的应用,而小波包变换是基于小波变换的进一步发展,小波包变换对频带进行多层次划分,对小波变换没有细分的高频部分进一步分解,并根据被分析信号的特征,自适应

的选择相应的频带,使之与信号频谱相匹配,从而提高了时频分辨率。小波包把信号按频带进行分解,可以在特征提取时获得任意频带内的信息,增加了提取信息的含量,因而小波包在波形特征向量提取方面更有优势^[17-18]。

笔者运用小波包分解技术将试验获得的各种 PD 波形数据进行去噪和特征提取,使用神经网络分类器进行识别,并对基于各个特征向量的神经网络识别效果进行比较,寻找能够反映不同来源 PD 信号特征的最优特征向量。

1 典型局部放电数据

在配电电缆 PD 在线检测中,电缆终端与开关柜相连接,所检测到的 PD 脉冲信号可能来自电缆也可能来自开关柜。这些脉冲可以分为几种典型模式:电缆本体 PD(包括中间接头)、电缆终端头 PD、开关柜中的电晕放电、开关柜中的表面放电。文中所使用的数据来源于英国 HVPD 公司提供的试验数据,即经对比验证的各种类型 PD 的波形数据,试验均为局放源已确定的现场试验。各种典型的放电波形见图 1。检测 PD 时采样频率为 100 MHz,每个波形时域长度为 1 500 个采样点。电缆本体 PD 为典型的单极脉冲,基本无震荡;电缆终端头 PD 与电缆局放相比则表现出明显的震荡;开关柜电晕放电正负峰值接近,尖峰后有类似正弦形式的震荡;开关柜表面放电则具有上升时间极短,正负峰值接近并伴有急促震荡等特点。

2 信号的小波包分解

2.1 小波包分解理论

小波包变换是基于小波变换的进一步发展,能够提供比小波变换更高的分辨率。

由基本小波 $\psi(t)$ 生成的二进离散小波为

$$\psi_{jk}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (j, k \in \mathbb{Z}) \quad (1)$$

若二进离散小波簇 $\{\psi_{jk}(t)\}$ 构成 $L^2(R)$ 的标准正交基,则有 $x(t) \in L^2(R)$ 的正交小波分解

$$x(t) = \sum_{j=1}^N \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_k^j \psi_{jk}(t) + \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k^N \varphi_{Nk}(t) \quad (2)$$

式(2)中: N 为分解层数; d_k^j 为系数; c_k^N 为 N 层的尺度系数; $\varphi_{Nk}(t)$ 为二进正交尺度函数。

当 $j=N$ 时,由基本小波 $\psi(t)$ 所得的二进正交尺度函数为

$$\varphi_{jk}(t) = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (j, k \in \mathbb{Z}) \quad (3)$$

将尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$ 分别记为 $u_0(t) = \varphi(t)$ 和 $u_i(t) = \psi(t)$, 则有

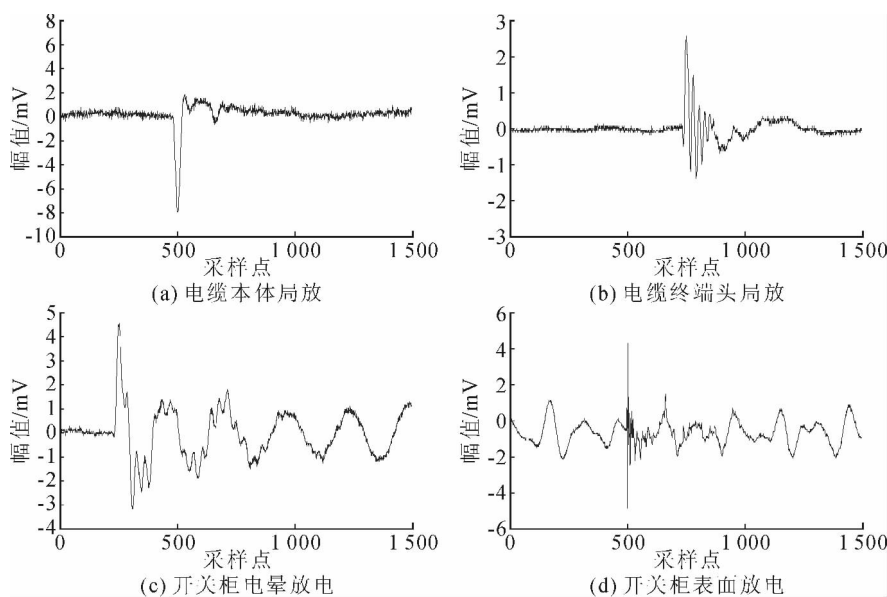


图 1 各种典型放电波形

Fig. 1 Typical waveforms of different discharge

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) u_n(2t-k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) u_n(2t-k) \end{cases} \quad (4)$$

所构造的序列 $\{u_n(t)\}$ 即为由基函数 $u_0(t)=\varphi(t)$ 确定的正交小波包。式(4)中, $g(k)=(-1)^k h(1-k)$,即两系数也满足正交关系。这就把多分辨率分析中的正交小波分解推广到小波包分解,得到信号的小波包表示

$$s_j^n(t) = \sum_l d_l^{j,n} \cdot u_n(2^j t - l) \quad (5)$$

式(5)中: $d_l^{j,n}$ 为分解所得的系数, $n=2l$ 或 $2l+1$, $l=0,1,2,\dots$ 。

小波包分解中,信号经 n 层小波分解后可以得到信号在某一频段内的特征信息,即原始信号的能量被分解到 2^n 个正交频带上,每个频带内的信号表征原信号在该频率范围内的特征信息。原始信号经3层小波包分解得到的分解树见图2,图2中: S 为原始信号; A 、 D 分别代表低频和高频;序号表示小波分解层数。

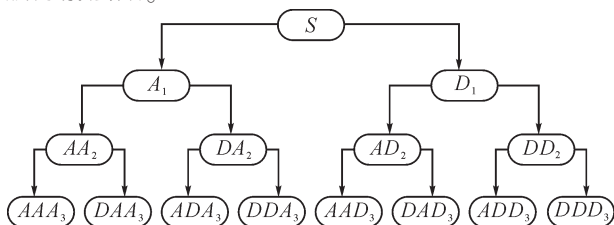


图 2 3 层小波包分解树

Fig. 2 Construction of the first four layers decomposing tree with wavelet packet

2.2 小波包能量谱

小波包变换中,信号的 2 范数的平方等于原始

信号在时域上的能量。即信号在各频带投影序列的能量为

$$E_j^n = \int S_j^n(t)^2 dt \quad (j=1,2,\dots,2^n) \quad (6)$$

式(6)中, S_j^n 为小波包分解第 n 层第 j 个频带内的特征信号。根据 Parseval 恒等式^[18]可将式(7)改写成

$$E_j^n = \sum_{l=1}^M (d_l^{j,n})^2 \quad (j=1,2,\dots,2^n) \quad (7)$$

式(7)中: $d_l^{j,n}$ 为分解信号序列 S_j^n 第 l 个分解系数; M 为分解信号序列 S_j^n 的离散点个数。由式(7)可以看出,小波变换系数具有能量量纲,可以用于能量分析。 2^n 个能量反映了原始信号的从低到高的各频段信息,信息量既无冗余,也不疏漏。

2.3 小波包信息熵特征

熵是物理系统状态概率的测度,用来反映系统状态的无组织或紊乱程度,信息论中将熵衍生为随机信号序列的概率密度的泛函^[19]。熵越小,随机信号序列的不定性程度越低,从而该序列代表的信息量状态也就越稳定。熵在电力系统中的应用研究已取得一定成果^[20-24]。

熵必须满足以下基本条件

$$\begin{cases} W = \sum_i W(S_i) \\ W(0)=0 \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中: W 为熵; S 为信号(原信号或各层小波变换系数); S_i 为该信号在某组正交基上的第 i 项系数。式(8)表明,熵是一个由每个正交基上的系数的某种变换叠加起来的值。只要满足上述条件的定义都可以作为信号规律性的度量。文中使用的几种熵

定义为

1) Shannon 熵

$$W_{SE}(S) = - \sum_i S_i^2 \log(S_i^2) \quad (9)$$

这里约定 $0\log(0)=0$ 。

2) 对数能量熵

$$W_{EE}(S) = \sum_i \log(S_i^2) \quad (10)$$

3) P 阶标准熵

$$W_{PE}(S) = \sum_i |S_i|^p = \|S\|_p^p \quad (11)$$

3 基于小波包分解的 PD 特征提取

3.1 小波包降噪

在线检测中, 各高压设备均处于带电运行状态, 对电缆 PD 信号造成很大干扰, 因此去噪是特征提取的首要任务。笔者使用波形数据的噪声干扰主要是白噪声, 利用小波包降噪的算法流程见图 3。小波包变换可以将原始信号分解为一系列近似分量和细节分量, 白噪声信号集中表现在细节分量上。使用一定的阈值处理细节分量, 即将小于阈值的小波系数置 0, 再经小波包重构即可以得到平滑的信号。

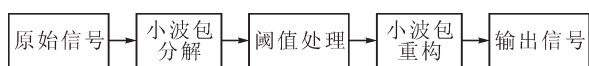


图 3 小波包去噪流程

Fig. 3 Denoising process using wavelet packet

显然, 阈值的选择关系到整体去噪的效果。Daubechies 系列小波正交、紧支撑, 对不规则信号敏感, 故文中选用 db4 小波进行小波变换。利用 db4 小波对长度为 1 500 个采样点的波形进行 4 层小波分解, 先对各类信号进行默认阈值去噪, 重构信号, 再根据去噪效果调整阈值, 反复操作直至去噪效果满意为止。一个典型电缆本体 PD 信号的去噪效果见图 4。

经去噪处理后, 重构百分比(即处理后信号剩余的能量百分比)为 97.2%; 零系数所占比例为 85.5%。由 4 图可见, 重构波形与原始波形基本相似, 保留了绝大部分信息, 对白噪声起到了很好的抑制作用。

3.2 PD 的特征提取

对于 PD 信号的特征提取步骤如下:

1) 利用 db4 小波对时域信号进行 4 层小波包分解, 得到 2^4 个频带特征信号 $S_j (j=1, 2, \dots, 2^4)$ 。一个典型电缆终端头 PD 信号的经小波包分解后在各个频带内的信号见图 5。

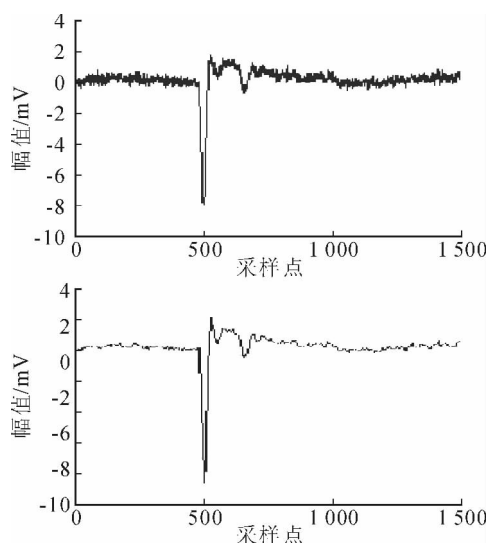


图 4 去噪效果

Fig. 4 Denoising results

2) 计算各频带的局部能量 E_{4j} 及熵 W_{4j} 。

3) 将计算的各个频带的局部能量和熵组成特征序列 $\{E_j \ j=1, 2, \dots, 2^4\}, \{W_j \ j=1, 2, \dots, 2^4\}$ 作为表征原始信号的特征向量。

为避免在数据分析上带来的不便, 按式(12)对特征向量进行归一化。

$$E'_j = \frac{E_j}{\sum_i E_i}, W'_j = \frac{W_j}{\sum_i W_i} \quad (12)$$

式(12)中, E'_j, W'_j 分别为归一化之后的第 j 个频带的局部能量和熵。提取出的不同类型的典型 PD 信号能量谱、Shannon 熵谱、对数能量熵谱、1.5 阶标准熵谱, 见图 6, 图 6 中纵轴采用对数坐标。需要说明的是各阶标准熵经归一化之后结果相差不大, 此处选择 1.5 阶。

4 模式识别与提取特征评价

人工神经网络作为一种成功的模式识别技术已在很多智能领域得到运用。笔者使用 BP 神经网络对不同放电进行识别。

4.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种多层的前向型神经网络。一个典型的具有一个隐含层的 BP 网络拓扑结构见图 7。

图 7 中: x, y 分别为网络输入输出向量; W_1 为输入层和隐层之间的权值矩阵; W_2 为隐层和输出层之间的权值矩阵; $f(x)$ 为隐层激活函数, 一般为 sigmoid 函数, 输出层的激活函数为 purelin 线性函数, 隐层和输出层的输入、输出关系分别为

$$a^l = f(n^l) = f(W^l X + b^l) \quad (13)$$

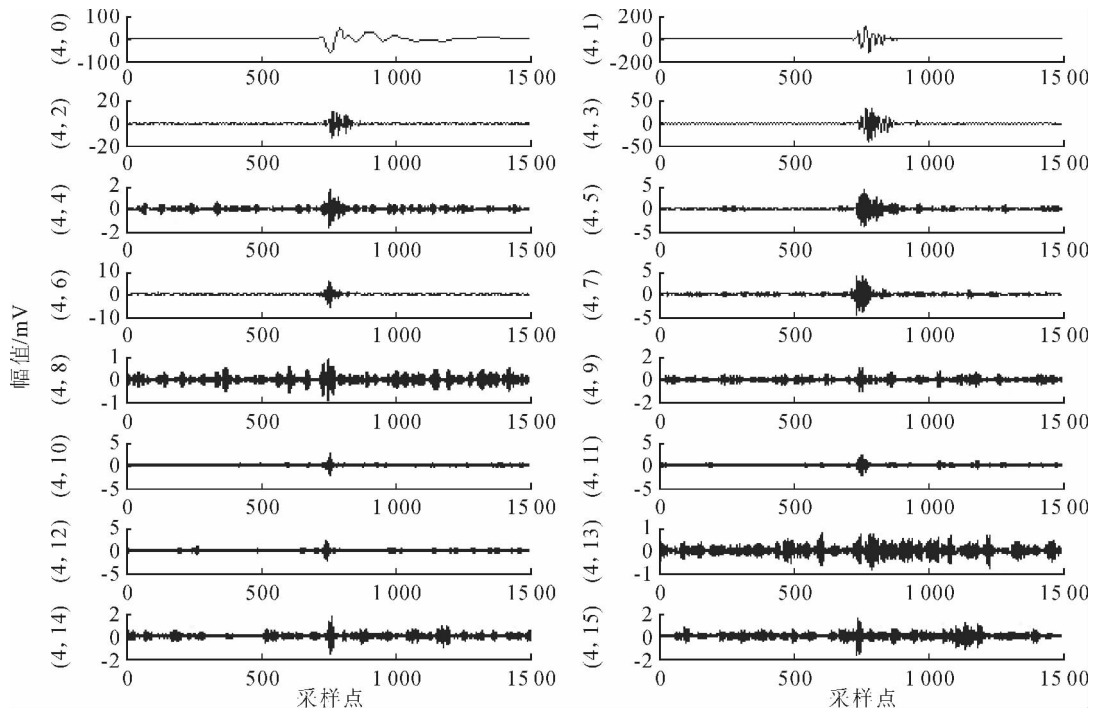


图 5 小波包分解结果

Fig. 5 Decomposed results using wavelet packet

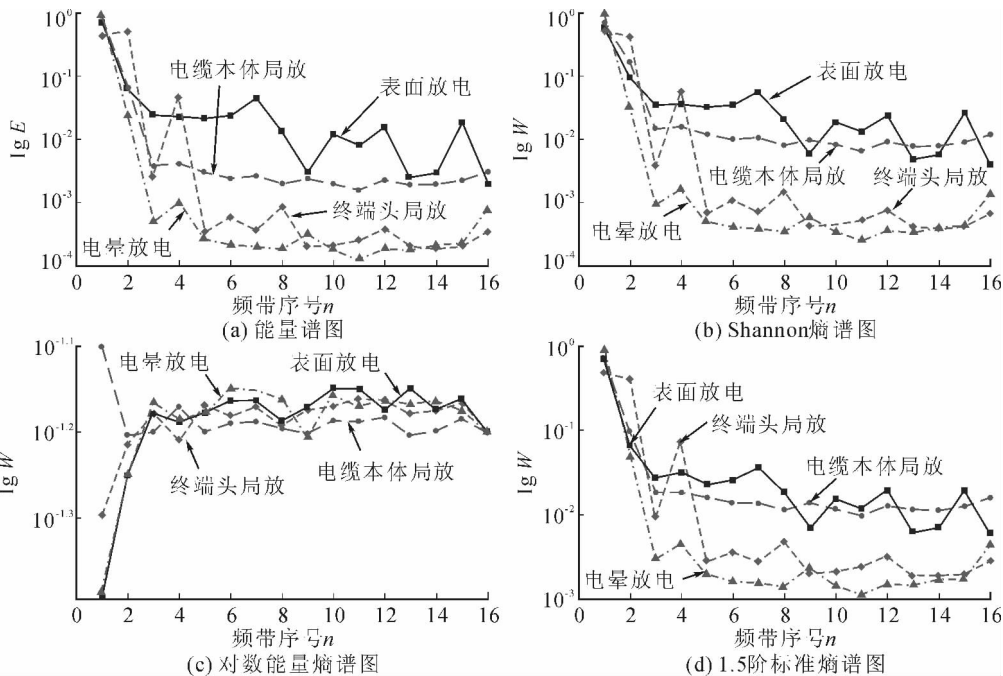


图 6 不同类型 PD 的特征向量谱图

Fig. 6 Spectrogram of different PD eigenvectors

$$a^2 = Y = \text{purelin}(n^2) = \text{purelin}(W^T a^1 + b^2) \quad (14)$$

式(13)、(14)中: n^1, n^2 分别为隐层和输出层的输入向量; a^1, a^2 分别为隐层和输出层的输出向量; b^1, b^2 分别为隐层和输出层的阈值向量。

BP 网络的学习过程属于有导师学习, 由信号的前向传播和误差的反向传播两部分组成。文中 BP 网络的学习算法采用 LM 算法, 它是梯度下降法和高斯—牛顿法的结合, 在收敛速度上比传统的 BP

算法有很大的提高, 并能确保收敛至全局最优值。这种算法的权值调整率为

$$\Delta w = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (15)$$

式(15)中: J 为误差对权值微分的 Jacobian 矩阵; e 为误差向量; μ 为一个自适应调整的标量。

4.2 放电模式识别

笔者使用 HVPD 公司试验获得的 4 种典型放电的波形数据各 50 组作为样本, 从样本中各随机

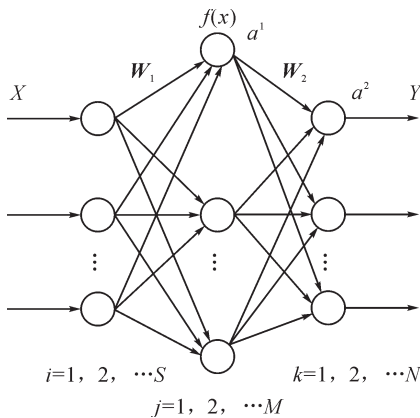


图7 BP神经网络拓扑图

Fig. 7 Structure of BP neural network

挑选 25 组共 100 组作为训练样本,另外 100 组作为检验样本。按照 3.2 中的步骤对波形进行特征提取并归一化。对 4 种放电模式进行编码,电缆本体局部放电、终端头局部放电、表面放电、电晕放电分别对应 00、01、10、11。利用提取的特征向量作为神经网络的输入,特征向量的维数为 16。由此确定网络的输入输出神经元个数分别为 16、2。隐含层神经元个数多次调试确定为 12。针对 4 组不同的特征向量分别建立并训练 BP 神经网络。用检验样本对其进行检验。并对网络的输出进行四舍五入处理。各神经网络对不同放电的识别率见表 1。

表1 BP神经网络识别率

Tab. 1 Recognition rate of BP neural network

特征向量	识别率/%				平均识别率/%
	电缆本体 PD	终端头 PD	表面放电	电晕放电	
能量谱	92	96	84	96	92
Shannon熵	92	96	84	92	91
对数能量熵	88	92	80	92	88
1.5 阶标准熵	88	96	92	96	93

从表 1 可以看出,使用小波包分解提取的各特征向量配合 BP 神经网络进行模式识别,均能够很好地对各种类型的放电进行识别,平均识别率都在 90%附近,说明 4 种特征向量都很好地反映了原始信号的特征。但还可以发现,以能量谱、Shannon 熵、对数能量熵为特征向量时,对于表面放电的识别率都较低,分别只有 84%、84%、80%,而以 1.5 阶标准熵为特征向量时,可以很好地对表面放电进行识别,表面放电识别率达到 92%,但 1.5 阶标准熵对于电缆本体的局放识别率相对较低。

考虑到以 1.5 阶标准熵作为特征向量可以很好地对表面放电进行识别,而以能量谱作为特征向量可以很好地对电缆本体 PD 进行识别,二者对原始信号

的表征正好形成互补。将两种特征向量合并组成一个 32 维的能量谱-1.5 阶标准熵作为新的特征向量,再次对各放电类型进行识别。BP 神经网络的输入神经元个数变为 32,隐层神经元个数变为 16,其他参数不变。训练并检验神经网络,识别结果见表 2。

表2 使用组合特征向量的神经网络识别率

Tab. 2 Recognition rate of BP neural network using assembly eigenvector

特征向量	识别率/%				平均识别率/%
	电缆本体 PD	终端头 PD	表面放电	电晕放电	
能量谱-1.5 阶标准熵	100	96	92	100	97

由表 2 可以看出,由于两种特征向量对 PD 信号的表征能力形成了互补,以能量谱-1.5 阶标准熵作为特征向量对放电进行识别,两种特征向量对 PD 信号的表征能力形成了互补,平均识别率高达 97%。识别效果优于单独使用各特征向量进行识别。

5 结论

笔者基于 XLPE 配电电缆在线检测中常见的 4 种典型放电波形,运用小波包去噪及特征提取,对波形进行识别,得到结论如下:

1)经小波包去噪处理后,信号剩余能量百分比大于 85%,压缩比达到了 36:1,很好地抑制了噪声的影响。

2)提取出了能量谱、Shannon 熵、对数能量熵、1.5 阶标准熵 4 组特征向量,这 4 组特征向量均能很好地反映 PD 信号在各个频带上的信息。

3)建立了 BP 神经网络分类器,使用能量谱、Shannon 熵、对数能量熵及 1.5 阶标准熵特征向量作为网络的输入对 PD 信号进行识别。研究表明,前 3 种特征量对表面放电的识别率相对较低,1.5 阶标准熵对于表面放电的识别率高但对于电缆本体局放的识别率相对较低。

4)提出以能量谱-1.5 阶标准熵组合特征向量作为神经网络输入的改进办法,两种特征向量表征的信息形成互补。对 PD 信号进行识别,识别率高于单独使用各特征向量进行识别,平均识别率达到 97%。

致谢:该文的波形数据由英国 HVPD 公司提供,在此衷心的感谢 HVPD 公司对该文研究的支持与帮助。

参考文献:

- [1] BOGGS S, DENSLE J. Fundamentals of partial discharge in the context of field cable testing[J]. IEEE Electrical

- Insulation Magazine, 2000, 16(5): 13-18.
- [2] FRUTH B, NIEMEYER L. The importance of statistical characteristics of partial discharge data[J]. IEEE Transactions on Electrical Insulation, 1992, 27(1): 60-69.
- [3] 刘云鹏, 律方成, 李成榕. 局部放电灰度图像数学形态谱的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(5): 179-183.
LIU Yun-peng, LÜ Fang-cheng, LI Cheng-rong. Study on pattern spectrum of partial discharge grayscale image[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(5): 179-183.
- [4] 李 伟. 交联聚乙烯电缆中间接头局部放电特征提取与模式识别研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
- [5] SATISH L, ZAENGL W S. Can fractal features be used for recognition 3-D partial discharge patterns[J]. IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, 1995, 2(3): 352-359.
- [6] 唐 炬, 王 静, 李 剑, 等. 统计参数用于局部放电模式识别的研究[J]. 高电压技术, 2002, 28(8): 4-6.
TANG Ju, WANG Jing, LI Jian, et al. Statistical parameter method for PD pattern recognition[J]. High Voltage Engineering, 2002, 28(8): 4-6.
- [7] GAO Kai, TAN Ke-xiong, LI Fu-qi, et al. The use of moment features of partial discharges in generator stator winding models[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials. [S. l.]: IEEE, 2000: 290-293.
- [8] 李 剑, 孙才新, 廖瑞金, 等. 用于局部放电图像识别的统计特征研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 105-108.
LI Jian, SUN Cai-xin, LIAO Rui-jin, et al. Using statistical features for partial discharge image recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(9): 105-108.
- [9] 唐 炬, 魏 钢, 李 伟, 等. 基于双向二维最大间距准则的局部放电灰度图像特征提取[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 129-134.
TANG Ju, WEI Gang, LI Wei, et al. Partial discharge gray image feature extraction based on bi-directional two-dimensional maximum margin criterion[J]. Power System Technology, 2011, 35(3): 129-134.
- [10] 赵中原, 邱毓昌, 马翠姣, 等. 分形学在局部放电特征提取中应用初探[J]. 高电压技术, 2001, 27(1): 50-51.
ZHAO Zhong-yuan, QIU Yu-chang, MA Cui-jiao, et al. Application of fractals to PD signal recognition[J]. High Voltage Engineering, 2001, 27(1): 50-51.
- [11] HOOF M, FREISLEBEN B, PATSCH R. PD source identification with novel discharge parameters using counterpropagation neural networks[J]. IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulation, 1997, 4(1): 17-32.
- [12] 严家明, 廖瑞金, 杨丽君, 等. 利用局部放电相位分布分析油浸绝缘纸损伤[J]. 高电压技术, 2010, 36(10): 2488-2493.
YAN Jia-ming, LIAO Rui-jin, YANG Li-jun, et al. Analysis of damage on oil-impregnated insulation paper using phase distribution of partial discharge[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(10): 2488-2493.
- [13] 唐 炬, 李 伟, 欧阳有鹏. 采用小波变换奇异值分解方法的局部放电模式识别[J]. 高电压技术, 2010, 36(7): 1686-1691.
TANG Ju, LI Wei, OUYANG You-peng. Partial discharge pattern recognition using discrete wavelet transform and singular value decomposition[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(7): 1686-1691.
- [14] 郑 重, 谈克雄. 基于脉冲波形时域特征的局部放电识别[J]. 电工电能新技术, 2001(2): 20-24.
ZHENG Chong, TAN Ke-xiong. Partial discharge recognition based on time domain features of pulse waveform[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2001(2): 20-24.
- [15] 孙才新, 李 新, 李 俭, 等. 小波与分形理论的互补性及其在局部放电模式识别中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(12): 74-77.
SUN Cai-xin, LI Xin, LI Jian, et al. Ntarity between wavelet and fractal theory and relevant application in PD pattern recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(12): 74-77.
- [16] 唐 炬, 孙才新, 彭文雄, 等. GIS 局部放电检测中的小波包变换提取信号[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(5): 25-29.
TANG Ju, SUN Cai-xin, PENG Wen-xiong, et al. Extracting partial discharge signals from white noise by wavelet packet transform in GIS[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(5): 25-29.
- [17] 张德丰. MATLAB 小波分析[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [18] 张海燕, 周 全, 夏金东. 超声缺陷回波信号的小波包降噪及特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(1): 94-97.
ZHANG Hai-yan, ZHOU Quan, XIA Jin-dong. Wavelet packet denoising and feature extract ion for flaw echo signal in ultrasonic testing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(1): 94-97.
- [19] 张静远, 张 冰, 蒋兴舟. 基于小波变换的特征提取方法分析[J]. 信号处理, 2000, 16(2): 156-162.
ZHANG Jing-yuan, ZHANG Bing, JIANG Xing-zhou. Analyses of feature extraction methods based on wavelet transform[J]. Signal Processing, 2000, 16(2): 156-162.
- [20] 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): 40-45.
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]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 40-45.

(下转第 122 页)

- transmission lines[M]. France: CIGRE Technical Brochure 63, 1991.
- [17] DL/T 620—1997. 交流电气装置的过电压保护和绝缘配合[S].
DL/T 620—1997. Over-voltage protection and insulation coordination for AC electrical installations[S].
- [18] 袁海燕, 傅正财, 魏本刚, 等. 综合考虑风偏、地形和工作电压的特高压交流线路雷电绕击性能[J]. 电工技术学报, 2009, 24(5): 148-153.
YUAN Hai-yan, FU Zheng-cai, WEI Ben-gang, et al. Lightning shielding failure analysis of UHVAC transmission lines based on improved EGM[J]. Transactions of China Electro Technical Society, 2009, 24(5): 148-153.
- [19] 周远翔, 鲁 斌, 燕福龙, 等. 山区复杂地形输电线路绕击跳闸率的研究[J]. 高电压技术, 2007, 33(6): 45-49.
ZHOU Yuan-xiang, LU Bin, YAN Fu-long, et al. Shielding failure flashover rate under conditions of complex landscape in a mountainous area[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(6): 45-49.
- [20] 耿屹楠, 曾 嵘, 李 雨, 等. 输电线路防雷性能评估中的复杂地形地区模型[J]. 高电压技术, 2010, 36(6): 1501-1505.
GENG Yi-nan, ZENG Rong, LI Yu, et al. Complex terrain area model for lightning performance evaluation of transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(6): 1501-1505.
- [21] 曹晓斌, 马御棠, 吴广宁, 等. 利用地形参数计算超高压输电线路绕击跳闸率[J]. 高电压技术, 2010, 36(5): 1178-1183.
CAO Xiao-bin, MA Yu-tang, WU Guang-ning, et al. Calculation of the transmission line shielding failure tripout rate by utilized terrain parameters[J]. High Voltage Engineering, 2010, 36(5): 1178-1183.
- 吕 政(1984—), 男, 工程师, 现从事线路运维工作。
郑皓元(1989—), 男, 硕士研究生, 主要从事电力系统防雷保护方面的研究。
杨 庆(1981—), 男, 博士, 教授, 主要从事电力系统过电压及其绝缘配合和复杂环境下输电线路外绝缘特性及放电机理研究。
- [21] 张 举, 王兴国, 李志雷. 小波包能量熵神经网络在电力系统故障诊断中的应用[J]. 电网技术, 2006, 30(5): 72-75.
ZHANG Ju, WANG Xing-guo, LI Zhi-lei. Application of neural network based on wavelet packet-energy entropy in power system fault diagnosis[J]. Power System Technology, 2006, 30(5): 72-75.
- [22] 李东敏, 刘志刚, 蔡 军, 等. 基于多小波包系数熵和人工神经网络的输电线路故障类型识别方法[J]. 电网技术, 2008, 32(24): 65-69.
LI Dong-min, LIU Zhi-gang, CAI Jun, et al. Transmission lines fault recognition method based on multi-wavelet packet coefficient entropy and artificial neural network[J]. Power System Technology, 2008, 32(24): 65-69.
- [23] 严玉婷, 王亚丹, 段绍辉, 等. GIS 局部放电带电测试原理研究及现场缺陷分析[J]. 电瓷避雷器, 2012(3): 51-56.
YAN Yu-ting, WANG Ya-zhou, DUAN Shao-hui, et al. Study on live test principle of GIS partial discharge and analysis of site defects[J]. Insulators and Surge Arresters, 2012(3): 51-56.
- [24] 吕启深, 吴 磊, 梁基重, 等. GA-BP 神经网络在 GIS 典型缺陷局部放电识别中的应用[J]. 电瓷避雷器, 2011(4): 34-38.
LÜ Qi-shen, WU Lei, LIANG Ji-chong, et al. Application of GA-BP-NN in PD pattern recognition of GIS typical defects[J]. Insulators and Surge Arresters, 2011(4): 34-38.
- 罗 新(1989—), 男, 硕士, 主要从事电气设备外绝缘方面的研究。

(上接第 116 页)

简 讯

东源电器子公司东源电力智能设备有限公司一项目列入中央预算内投资计划

近日, 接到江苏省发改委通知, 根据国家发改委发改投资(2013)1029 号文, 东源电器全资子公司东源电力智能设备有限公司“电力智能开关设备项目”被列入国家“战略性新兴产业(能源)2013 年第一批中央预算内投资计划项目”, 该项目获中央预算内资金补助 1 169 万元。

该项目致力于研发生产高性能、高安全、高可靠的智能电力开关设备, 以提高电网系统的供电能力和安全可靠性能, 从而满足国家建设智能电网的需求。此次中央补助资金的获得对该项目的实施起到了积极的推动作用。