

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181573

# 基于 DTCWT 与 LLE 算法的变压器局部放电 特高频信号特征参数提取方法

韩宝国, 马 驰, 李静鹏, 王洪富, 刘长道, 高 涛

(国网山东省电力公司临沂供电公司, 山东 临沂 276000)

**摘要:** 提出了一种基于对偶树复小波变换(Dual-tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)与局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)算法的局部放电特高频信号特征参数提取方法, 可以有效识别典型变压器内部绝缘缺陷。首先采用 DTCWT 算法分解变压器局部放电特高频信号, 得到一系列不同变化尺度下细节分量信号。再提取出各细节分量信号的偏斜度和峭度作为初始特征参数。采用 LLE 算法对初始特征参数组成的特征向量进行降维处理, 得到最终的特征参数及特征向量, 输入到支持向量机(Support Vector Machine, SVM)中识别各类绝缘缺陷。结果表明, 该特征参数可以有效识别典型变压器内部绝缘缺陷, 模拟绝缘缺陷识别准确率达到 98.35%, 现场检测信号识别准确率达到 92.1%。

**关键词:** 变压器; 局部放电; 特高频; 特征参数; 特征提取; 模式识别

## A feature parameters extraction method of PD UHF signal based on DTCWT and LLE algorithm

HAN Baoguo, MA Chi, LI Jingpeng, WANG Hongfu, LIU Changdao, GAO Tao

(Linyi Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Linyi 276000, China)

**Abstract:** A feature parameters extraction method of Partial Discharge (PD) Ultra-High Frequency (UHF) signal based on Dual-Tree Complex Wavelet Transform (DTCWT) and Locally Linear Embedding (LLE) is proposed. The typical transformer internal insulation defects can be recognized effectively based on the characteristic parameter. At first, the PD UHF signals of transformer are decomposed by DTCWT, and a series of detail component signals at different scales of variation can be obtained. The skewers and kurtosis of every detail component signal are extracted as the original feature parameters. Through the LLE method, the eigenvector consist of original feature parameters can be dealt with dimension reduction to get the final feature parameters and eigenvector. The eigenvector are inputted into the support vector machine to pattern recognition. The results show that the propos feature parameters can be used to recognize the typical PD UHF signal in transformer, the overall recognition accuracy of simulated insulation defects reached 98.35%, and the overall recognition accuracy of field test signals reached 92.1%.

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. 2018A-058).

**Key words:** transformer; partial discharge; ultra-high frequency; feature parameters; feature extraction; pattern recognition

## 0 引言

变电站是电力系统的枢纽, 而变压器是变电站的核心设备, 其运行状态与电网安全运行直接相关<sup>[1]</sup>。通过检测变压器内绝缘缺陷导致的局部放电信号, 可以实时有效对设备的运行状态进行监测<sup>[2]</sup>。工程实际中常使用特高频(300M~3G Hz)天线检测

局部放电产生的特高频电磁波信号<sup>[3]</sup>。特高频法由于具有较高的检测灵敏度、较好的抗低频干扰特性和利于缺陷类型识别和定位的优点, 被广泛应用于变压器局部放电带电检测和在线检测中<sup>[4]</sup>。由于绝缘缺陷的不同, 变压器后续的检修运维策略也不相同, 需要对局部放电特高频信号进行分析识别<sup>[5]</sup>。

特征参数提取是局部放电信号识别中的关键步骤, 提取的特征参数表征局部放电信号的准确性直接影响后续识别的准确度。目前采用的方法主要基

于两种模式, 相位分析模式(Phase Resolved Partial Discharge, PRPD)<sup>[6]</sup>和时间的分析模式(Time Resolved Partial Discharge, TRPD)<sup>[7]</sup>, 其中 TRPD 分析模式不需相位信息, 不需要采集分析多个工频周期下的局部放电信号, 另外通过分析波形可以判断绝缘缺陷的类型<sup>[7]</sup>。国内外学者基于 TRPD 模式对变压器局部放电特高频信号特征参数提取进行了广泛的研究。文献[8]采用非负矩阵分解得到特征参数, 但特高频信号在传播中畸变后识别准确率会下降; 文献[9]对提取信号时频图像的纹理特征作为特征参数, 但计算时间较长; 文献[10]采用时频特征核熵成分分析方法提取特征参数, 但是特征参数输入到传统分类器中识别效果较差; 文献[11]提出一种基于变分模态分解和 Hilbert 变换的特征参数提取方法, 但该方法需要进行时频分析与迭代计算, 不适用于采样率较高设备的信号分析; 文献[12]采用小波包树能量矩阵奇异值分解计算得到特征参数, 但该方法无法确定最优小波包分解层数, 导致初始特征参数数量较大和计算时间较长。因此, 在变电站现场进行局部放电信号识别时, 需要提出一种识别准确率高和计算速度快的局部放电特高频信号特征参数提取方法。

本文将对偶树复小波变换(Dual-tree Complex Wavelet Transform, DTCWT)与局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)算法融合, 提取变压器局部放电特高频信号的特征参数。首先采用 DTCWT 算法对检测到的局部放电特高频信号进行分解, 得到一系列不同变化尺度下, 可以表征局部放电特高频信号局部时频特征的细节分量。再提取出各细节分量信号的偏斜度(Skewers)和峭度(Kurtosis)作为初始特征参数。随后, 采用 LLE 算法对初始特征参数进行降维处理, 得到最终的变压器局部放电特高频信号的特征参数。从典型变压器局部放电信号提取出的特征参数输入到支持向量机(Support Vector Machine, SVM)中识别各类绝缘缺陷, 模拟绝缘缺陷识别准确率达到 98.35%, 现场检测信号识别准确率达到 92.1%。

## 1 特征参数提取方法

### 1.1 对偶树复小波变换

目前许多特征参数提取方法采用小波变换的方法对局部放电特高频信号进行分解, 从而得到更详细的信号时频特征信息<sup>[12-14]</sup>。但是传统的离散小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)在对特高频信号进行分解时, 会出现频率混叠和间隔采样点信息丢失; 传统的连续小波变换(Continuous Wavelet

Transform, CWT)在计算过程中数据冗余量较大, 计算时间较长。针对 DWT 与 CWT 算法的不足, 基于两颗并行的实小波变换树, DTCWT 可以实现对局部放电特高频信号的分解和重构。因此, DTCWT 具有较好的近似平移不变性和多方向选择性, 较少出现频率混叠和信息丢失的情况, 且其数据冗余有限<sup>[15]</sup>。

DTCWT 的分解过程如图 1 所示, 图中包括两个平行的小波树, 其中 Tree<sub>1</sub> 为变换的实部树, Tree<sub>2</sub> 为变换的虚部树。 $h_0(n)$ 、 $h_1(n)$  为  $\psi_h(t)$  对应的低通和高通滤波器,  $g_0(n)$ 、 $g_1(n)$  为  $\psi_g(t)$  对应的低通和高通滤波器。DTCWT 的函数基是利用小波函数对  $\psi_h(t)$  和  $\psi_g(t)$  来满足 Hilbert 变换对要求,  $\psi_h(t)$  和  $\psi_g(t)$  作为实部和虚部, 复小波可表示为  $\psi(t) = \psi_h(t) + i\psi_g(t)$ 。

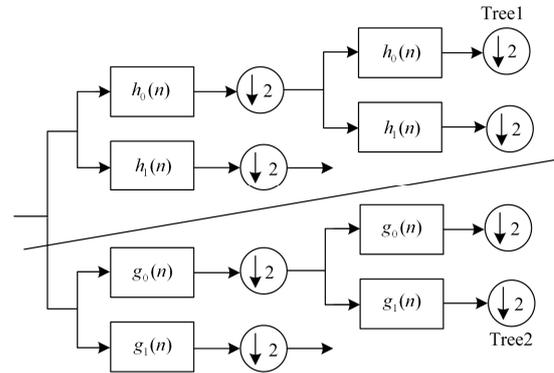


图 1 DTCWT 分解过程示意图

Fig. 1 Schematic diagram of DTCWT decomposition

由于 DTCWT 变换由两个并行的传统小波变换组成, 根据小波变换理论, 图 1 中 Tree<sub>1</sub> 与 Tree<sub>2</sub> 的小波系数和尺度系数分别为

$$b_i^{\text{tree1}}(m) = \int_{-\infty}^{+\infty} 2^{\frac{i}{2}} y(t) \psi_h(2^i t - m) dt \quad (1)$$

$$d_i^{\text{tree1}}(n) = \int_{-\infty}^{+\infty} 2^{\frac{i}{2}} y(t) \psi_h(2^i t - n) dt \quad (2)$$

$$b_i^{\text{tree2}}(m) = \int_{-\infty}^{+\infty} 2^{\frac{i}{2}} y(t) \psi_g(2^i t - m) dt \quad (3)$$

$$d_i^{\text{tree2}}(n) = \int_{-\infty}^{+\infty} 2^{\frac{i}{2}} y(t) \psi_g(2^i t - n) dt \quad (4)$$

根据式(1)–式(4)可以计算出 DTCWT 变换的小波系数和尺度系数, 分别为

$$b_i^w(n) = b_i^{\text{tree1}}(n) + i b_i^{\text{tree2}}(n) \quad (5)$$

$$d_i^w(n) = c_i^{\text{tree1}}(n) + i c_i^{\text{tree2}}(n) \quad (6)$$

根据式(7)–式(9)可以重构出 DTCWT 变换的、时域上的小波系数和尺度系数, 且可以通过 DTCWT 逆变换重构出分解后的细节分量信号。这些细节分量信号可以更加清晰地表征局部放电特高

频信号局部时频特征, 有助于减少信号频率混叠和特征参数信息丢失, 提高后续模式识别的准确性。

$$b_i(t) = 2^{\frac{i-1}{2}} \left[ \sum_{n=-\infty}^{\infty} b_i^{\text{tree1}}(n) \psi_h(2^i t - n) + \sum_{n=-\infty}^{\infty} b_i^{\text{tree2}}(n) \psi_g(2^i t - k) \right] \quad (7)$$

$$d_i(t) = 2^{\frac{i-1}{2}} \left[ \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_i^{\text{tree1}}(n) \psi_h(2^i t - n) + \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_i^{\text{tree2}}(n) \psi_g(2^i t - k) \right] \quad (8)$$

$$y(t) = b_i(t) + d_i(t) \quad (9)$$

### 1.2 初始特征参数提取

局部放电信号非平稳暂态随机信号, 由于数学上常采用偏斜度(Skewers)和峭度(Kurtosis)描述随机变量分布的特征, 因此本文将局部放电特高频信号视为时间-幅值的离散变量, 提取信号的偏斜度和峭度来描述特高频信号的时频特征作为初始特征参数。根据式(10)和式(11), 可以计算出偏斜度( $Sk$ )和峭度( $Ku$ )。

$$Sk = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{3/2}} \quad (10)$$

$$Ku = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^2} - 3 \quad (11)$$

式中:  $x_i$  为特高频信号幅值;  $\bar{x}$  为特高频信号幅值均值。

### 1.3 局部线性嵌入降维

文献[12]对变压器典型缺陷局部放电试验中的特高频信号进行了分析, 发现当分解层数不足时, 提取的局部放电特高频信号特征参数区分度较差, 无法进行准确的缺陷类型识别。文献[12]通过信号对比分析, 选择 db8 作为小波基、分解层数设为 8 时, 可以通过小波变换提取出可以有效区分不同绝缘缺陷放电类型的特征参数。但是在本文中, 当分解层数为 8 时, 重构得到细节分量信号为 512 个, 最终提取特征参数 1 024 类, 组成的特征向量特征维度较高, 输入到分类器中会导致分类器陷入维数灾难, 增加计算量, 导致分类准确率的下降<sup>[13]</sup>。因此本文需要对初始特征参数组成的高维度的局部放电特征向量进行降维处理, 用较少的特征参数表征局部放电特高频信号的时频特征, 减少分类器的计算量。

目前在局部放电信号特征参数提取领域, 常采用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)算法进行高维特征向量降维处理<sup>[14]</sup>。传统 PCA 算法属于线性降维方法, 其主要基于特征参数样本之间的方差。而局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)属于流形学习算法的一种, 其主要基于降维时特征参数样本局部的线性特征。因此采用 LLE 降维时保留了高维空间的局部线性关系, 被广泛应用于非全局线性结构数据领域<sup>[15]</sup>。由于本文提取出的局部放电特高频信号初始特征参数并非全局线性, 且 LLE 算法具有全局最优无需迭代、计算效率高和可变参数少等优点, 因此采用 LLE 算法对特高频信号进行降维处理。

LLE 算法高维空间特征参数投影到低维空间中去, 从而保持降维前后近邻特征参数数据之间的线性结构尽可能不发生改变。LLE 算法主要步骤包括: (1) 计算每个样本点的邻近点; (2) 计算重构权值矩阵; (3) 将所有样本点映射嵌入到低维空间。

将  $N$  个初始特征参数组成的初始特征向量矩阵  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  通过 LLE 算法进行降维处理得到由  $D$  个特征参数组成的局部放电特高频信号特征向量  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_D)$ , 具体计算步骤如下<sup>[16-18]</sup>。

#### (1) 计算邻近点

根据度量空间距离

$$d_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^D |x_{ij} - x_{jk}|^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (12)$$

计算任意两个样本点之间的欧式距离, 式中  $p=2$ 。计算得到离样本点距离最近的  $K$  个点作为邻近点。

#### (2) 计算重构权值矩阵

通过定义一个误差函数  $\varepsilon(W)$ , 使得重构误差达到最小。

$$\min \varepsilon(W) = \sum_{i=1}^N \left| x_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} x_{ij} \right|^2 \quad (13)$$

式中:  $x_{ij} (j=1, 2, \dots, K)$  是样本点  $x_i$  的  $K$  个邻近点;  $w_{ij}$  为  $x_i$  与  $x_{ij}$  之间的权值, 并满足

$$\sum_{j=1}^K w_{ij} = 1 \quad (14)$$

将式(14)代入到式(13)中可以得到

$$\min \varepsilon(W) = \sum_{i=1}^N \left| \sum_{j=1}^K w_{ij} (x_i - x_{ij}) \right|^2 = \sum_{i=1}^N w_i^T X_i^T X_i w_i = \sum_{i=1}^N w_i^T Z_i w_i \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{X}_i = (x_i - x_{i1}, x_i - x_{i2}, \dots, x_i - x_{ik})$ ;  $\mathbf{Z}_i = \mathbf{X}_i^T \mathbf{X}_i$  是第  $i$  个样本点的局部协方差矩阵。 $\mathbf{w}_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ik}]^T$  为第  $i$  个样本点的局部重建权值向量。这样求解式(15)成为一个约束最小乘方问题, 可以采用拉格朗日乘子的方法来解决该问题。

(3) 样本点映射嵌入到低维空间

将所有样本点映射到低维空间时需要满足条件:

$$\min \phi(Y) = \sum_{i=1}^N \left| y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij} \right|^2 \quad (16)$$

式中:  $\phi(Y)$  为输出函数;  $y_i$  为  $x_i$  的输出向量;  $y_{ij} (j=1, 2, \dots, k)$  为  $y_i$  的  $k$  个邻近点, 且满足

$$\sum_{i=1}^N y_i = 0 \quad (17)$$

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i y_i^T = I \quad (18)$$

式中:  $w_{ij} (i=1, 2, \dots, N)$  可以存储在稀疏矩阵  $\mathbf{W}$  中, 稀疏矩阵  $\mathbf{W}$  定义为  $N \times N$  的矩阵。

$$\begin{cases} W_{i,j} = w_{ij}, & x_j \text{ 为 } x_i \text{ 的近邻点} \\ W_{i,j} = 0, & x_j \text{ 非 } x_i \text{ 的近邻点} \end{cases} \quad (19)$$

用  $W_i$  表示  $\mathbf{W}$  矩阵的第  $i$  列,  $I_i$  表示  $N \times N$  单位矩阵的第  $i$  列,  $\mathbf{Y}$  表示输出向量, 即  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ , 则式(16)可以改写为式(20)的形式。

$$\min \phi(Y) = \sum_{i=1}^N \left| y_i - \sum_{j=1}^K w_{ij} y_{ij} \right|^2 = \sum_{i=1}^N |\mathbf{Y} I_i - \mathbf{Y} W_i|^2 = \quad (20)$$

$$\mathbf{Y} (\mathbf{I} - \mathbf{W}) (\mathbf{I} - \mathbf{W})^T \mathbf{Y}^T = \mathbf{Y} \mathbf{M} \mathbf{Y}^T$$

如果要使损失函数值尽可能的小, 则取  $\mathbf{Y}$  为  $\mathbf{M}$  的最小的  $d$  个非零特征值所对应的特征向量。由于特征值最小的值接近于 0, 因此取第 2 个到第  $d+1$  个的特征值所对应的特征向量作为输出结果  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_D)$ , 其中  $D = d - 1$ 。在本文中,  $y_1, y_2, \dots, y_D$  为降维后提取的变压器局部放电特高频信号的最终特征参数,  $\mathbf{Y}$  为输入到分类器中的特征向量。

## 2 局部放电信号采集

### 2.1 试验平台

局部放电特高频信号测量系统试验平台接线图如图 2 所示。其中天线用来检测局部放电特高频信号, 示波器采集特高频信号波形数据, 计算机用于特高频信号特征参数提取及识别计算。本文试验采用 WJFBYQ10/100 无局部放电变压器作为电源, 保证试验系统在无绝缘缺陷试品加压时局部放电量低于 5pC。试验系统中天线带宽为 0.05~6GHz,

最大增益为 6.8 dBi。本文试验中的天线检测距离为 20 cm。测量系统采用 Lecroy 740 A 示波器, 采样率为 20G S/s, 工作带宽为 0~4GHz, 可以有效监测到局部放电特高频信号。计算机采用 Windows 7 操作系统, 中央处理器 CPU 主频 2.4G Hz, 计算机内存大小为 4 G。

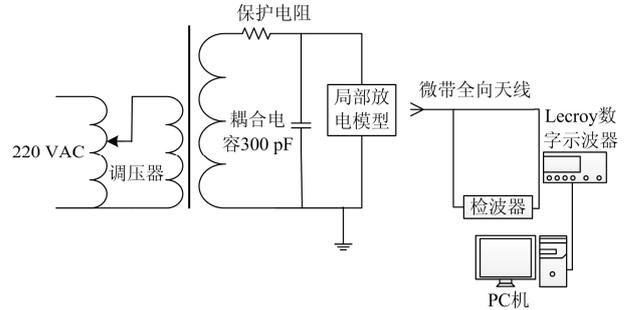
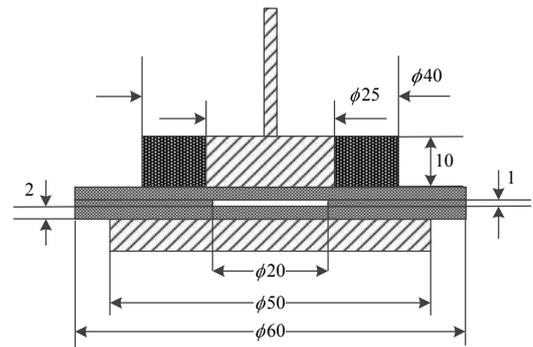


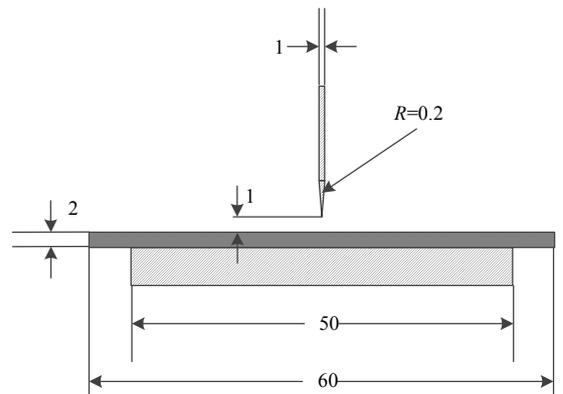
图 2 试验平台接线图

Fig. 2 Connection diagram of test platform

本文根据典型变压器绝缘缺陷, 制作了以下绝缘缺陷模型: (1) 气隙放电模型(N型); (2) 针板放电模型(G型); (3) 金属杂质放电模型(M型); (4) 油隙放电模型(S型)<sup>[19]</sup>, 如图 3 所示。其中尺寸参数单位为 mm, 所用铜板电极实验前均经过打磨光滑。



(a) 气隙放电



(b) 电晕放电

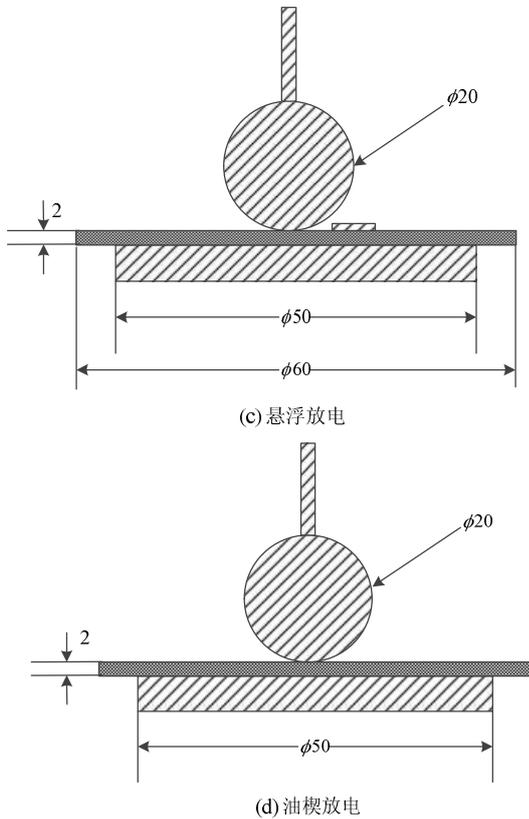


图 3 局部放电绝缘缺陷模型

Fig. 3 Insulation defect model of partial discharge

## 2.2 信号采集

图 4 所示为四种典型变压器绝缘缺陷的局部放电特高频信号波形, 每种放电类型各采集 600 个信号样本。

## 3 局部放电信号识别

### 3.1 识别结果

在本文中一共 2 400 组变压器典型绝缘缺陷局部放电特高频信号的特征向量  $Y$  采用第一节所述方法被提取出来, 再将特征向量输入到支撑向量机中进行变压器内部绝缘类型的识别。本文通过 Matlab 2014a 中的 LIBSVM 工具箱进行支撑向量机分类器的模型建立。根据参考文献[20]的计算结果, 本文中惩罚因子  $c$  和核参数  $g$  分别设为  $c=32$ ,  $g=0.25$ , 可以使局部放电特高频信号的识别准确率达到较高的水平。此外, 每种变压器典型绝缘缺陷产生的 100 组局部放电特高频信号被设为训练集, 对支撑向量机进行训练; 剩余的 500 组局部放电特高频信号设为测试集, 对训练完成的支撑向量机分类器进行分类测试, 判断本文提出特征参数的有效性。最终计算所得的识别结果和识别准确率如表 1 所示。基于本文提出的方法, 四种变压器典型绝缘缺陷的识别

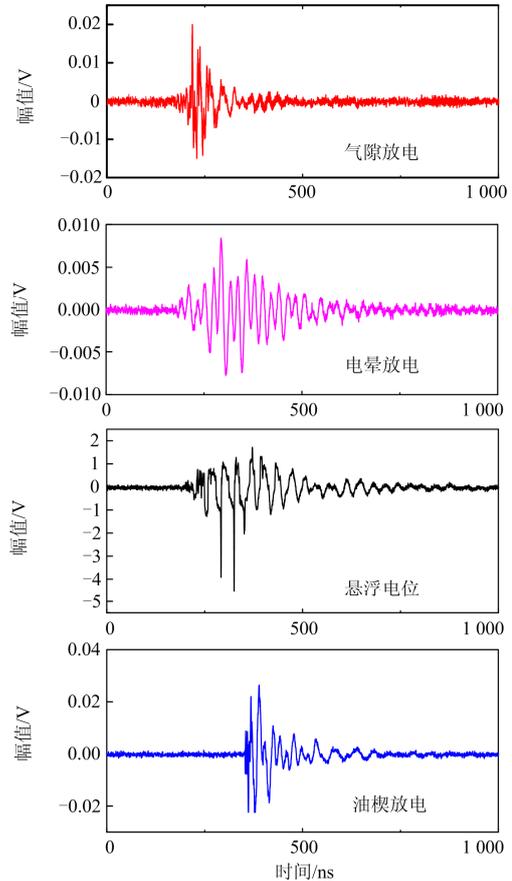


图 4 典型变压器绝缘缺陷的局部放电特高频信号波形

Fig. 4 PD UHF signal waveform of typical transformer

insulation defect

准确率分别为 98.6%, 98.2%, 98.0%, 98.4%, 且总体识别准确率达到 98.35%。

表 1 DTCWT+LLE 特征参数提取方法识别结果与准确率  
Table 1 Identification results and accuracy based on the feature parameter extraction method calculated by DTCWT+LLE

| 绝缘缺陷类型 | 识别结果 |     |     |     | 识别准确率 | 总体准确率  |
|--------|------|-----|-----|-----|-------|--------|
|        | N 型  | G 型 | M 型 | S 型 |       |        |
| N 型    | 493  | 2   | 3   | 2   | 98.6% | 98.35% |
| G 型    | 2    | 491 | 4   | 3   | 98.2% |        |
| M 型    | 3    | 5   | 490 | 2   | 98.0% |        |
| S 型    | 2    | 3   | 3   | 492 | 98.4% |        |

作为对比, 本文分别将 DTCWT 算法替换成 DWT 算法、LLE 算法替换成主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 算法进行特征参数提取, 并选择相同的局部放电特高频信号样本数进行训练支撑向量机分类器和模式识别。最终识别结果如表 2 至表 4 所示。在相同计算机处理信号的情况下, 以上四种特征参数提取方法模式识别的计算时间 (含特征参数提取计算和训练分类器的时间) 分别如表 5 所示。

表 2 DWT+LLE 特征参数提取方法识别结果与准确率

Table 2 Identification results and accuracy based on the feature parameter extraction method calculated by DWT+LLE

| 绝缘缺陷类型 | 识别结果 |     |     |     | 识别准确率 | 总体准确率  |
|--------|------|-----|-----|-----|-------|--------|
|        | N 型  | G 型 | M 型 | S 型 |       |        |
| N 型    | 414  | 25  | 46  | 15  | 82.8% | 82.55% |
| G 型    | 25   | 409 | 34  | 32  | 81.8% |        |
| M 型    | 28   | 27  | 407 | 38  | 81.4% |        |
| S 型    | 32   | 24  | 23  | 421 | 84.2% |        |

表 3 DTCWT+PCA 特征参数提取方法识别结果与准确率

Table 3 Identification results and accuracy based on the feature parameter extraction method calculated by DTCWT+PCA

| 绝缘缺陷类型 | 识别结果 |     |     |     | 识别准确率 | 总体准确率  |
|--------|------|-----|-----|-----|-------|--------|
|        | N 型  | G 型 | M 型 | S 型 |       |        |
| N 型    | 474  | 10  | 6   | 10  | 94.8% | 95.25% |
| G 型    | 9    | 478 | 7   | 6   | 95.6% |        |
| M 型    | 10   | 9   | 472 | 9   | 94.4% |        |
| S 型    | 5    | 7   | 7   | 481 | 96.2% |        |

表 4 DWT+PCA 特征参数提取方法识别结果与准确率

Table 4 Identification results and accuracy based on the feature parameter extraction method calculated by DWT+PCA

| 绝缘缺陷类型 | 识别结果 |     |     |     | 识别准确率 | 总体准确率  |
|--------|------|-----|-----|-----|-------|--------|
|        | N 型  | G 型 | M 型 | S 型 |       |        |
| N 型    | 410  | 25  | 46  | 19  | 82.0% | 81.60% |
| G 型    | 25   | 409 | 34  | 32  | 81.8% |        |
| M 型    | 28   | 32  | 402 | 38  | 80.4% |        |
| S 型    | 32   | 29  | 28  | 411 | 82.2% |        |

表 5 不同特征参数提取方法模式识别计算时间

Table 5 Pattern recognition calculation time by different feature parameter extraction method

| 提取方法      | 计算时间/s |
|-----------|--------|
| DWCWT+LLE | 7.332  |
| DWT+LLE   | 5.986  |
| DWCWT+PCA | 12.396 |
| DWT+PCA   | 10.117 |

### 3.2 分析与讨论

(1) 根据支撑向量机模式识别的计算结果表明, 采用本文提出的局部放电特高频信号的特征参数可以准确有效地识别变压器典型绝缘缺陷。

(2) 与传统 DWT 算法相比, 采用 DTCWT 算法提取出的局部放电特征参数识别准确率较高。这是由于 DTCWT 算法由两个平行的小波树组成, 计算时具有较好的近似平移不变性和多方向选择性, 不易出现频率混叠、信息丢失、信息冗余的情况<sup>[21]</sup>。

(3) 与传统 PCA 降维算法相比, 采用 LLE 算法降维得到的特征参数识别准确率较高且计算速度较

快。这是由于 PCA 为线性降维方法, LLE 为非全局线性降维方法且全局最优无需迭代计算, 而局部放电特高频信号的特征参数为非线性数据结构, 采用 PCA 算法降维得到的样本数据不如原始样本完整, 因此采用 LLE 算法对初始局部放电特征参数进行降维处理更加有效<sup>[22]</sup>。

### 4 现场试验数据验证

为了进一步验证本文提出的特征参数提取方法的有效性, 采用本文方法对现场检测到的局部放电特高频信号进行特征参数提取和分析。现场检测到的局部放电特高频信号典型波形如图 5 所示。通过使用基于 PRPD 方法的脉冲电流局部放电检测仪(型号: XD51JF)辅助诊断局部放电类型, 共检测到四类局部放电信号, 分别为: 尖端放电、气隙放电、悬浮放电和沿面放电。

将信号进行去噪处理后, 提取出特征参数输入到相同的支撑向量机中进行训练支持向量机分类器和模式识别, 最终的识别结果如表 6 所示。结果表明, 基于本文提出的变压器局部放电特征参数提取方法可以有效识别典型变压器绝缘缺陷。

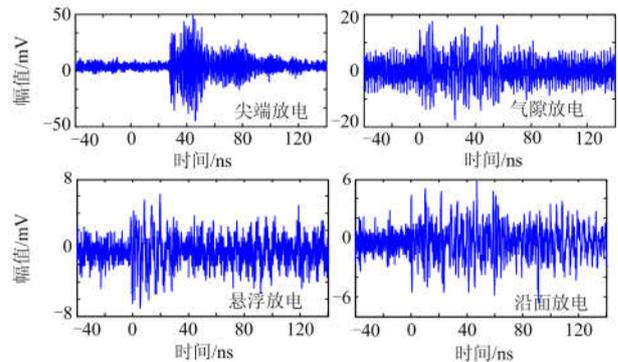


图 5 现场检测局部放电特高频信号波形

Fig. 5 Field test PD UHF signal waveform

表 6 现场检测局部放电信号识别结果与准确率

Table 6 Identification results and accuracy based on field test PD UHF signal

| 放电类型 | 识别结果 |    |    |    | 识别准确率 | 总体准确率 |
|------|------|----|----|----|-------|-------|
|      | 尖端   | 气隙 | 悬浮 | 沿面 |       |       |
| 尖端   | 65   | 2  | 3  | 0  | 92.9% | 92.1% |
| 气隙   | 1    | 43 | 2  | 1  | 93.5% |       |
| 悬浮   | 2    | 3  | 52 | 2  | 91.2% |       |
| 沿面   | 1    | 2  | 2  | 49 | 90.7% |       |

通过分析, 现场信号的识别准确率略低于模拟实验信号识别准确的主要原因有: (1) 现场环境不同导致特高频信号传播路径不同, 检测到的信号特征丢失的程度不同; (2) 现场具有强烈的噪声干扰, 去

噪处理过程中会导致信号波形出现一些畸变; (3) 现场试验检测距离较远, 检测到的信号信噪比相对较低, 导致信号的特征量出现一定的衰减; (4) 收集的现场检测局部放电特高频信号样本量有限, 导致训练的分类器没有达到最优分类效果<sup>[23-24]</sup>。

## 5 结论

(1) 采用 DTCWT 算法分解局部放电特高频信号, 得到表征信号细节分量, 再提取出各细节分量偏斜度和峭度作为初始特征参数, 采用 LLE 算法对初始特征参数进行降维处理, 得到最终的变压器局部放电特高频信号的特征参数, 可以有效识别四种典型变压器绝缘缺陷。

(2) 由于 DTCWT 计算时较少出现频率混叠和信息丢失的情况, 因此基于 DTCWT 算法提取出的特征参数相对于传统小波变换算法具有较高的识别准确率。

(3) 由于 LLE 为非全局线性降维方法且全局最优无需迭代计算, 因此基于 LLE 算法降维得到的特征参数相对于传统 PCA 降维算法具有较高的识别准确率和较小的计算量。

## 参考文献

- [1] 周加斌, 陈玉峰, 井雨刚, 等. 特高压变压器磁屏蔽接地线断裂引起局部放电异常的检测与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 110-115.  
ZHOU Jiabin, CHEN Yufeng, JING Yugang, et al. Detection and analysis of abnormal partial discharge caused by the fracture of magnetic shielding ground line in UHV transformer[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 110-115.
- [2] 王国利, 郑毅, 郝艳捧, 等. 用于变压器局部放电检测的超高频传感器的初步研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(4): 154-160.  
WANG Guoli, ZHENG Yi, HAO Yanpeng, et al. Study on the ultra-high-frequency sensor for PD detection in power transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(4): 154-160.
- [3] 陈焕栩, 解浩, 张建文, 等. 基于灰度共生矩阵纹理特征的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 25-30.  
CHEN Huanxu, XIE Hao, ZHANG Jianwen, et al. Partial discharge pattern recognition based on texture feature of gray level co-occurrence matrix[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 25-30.
- [4] 唐志国, 蒋彤彤. 变电站特高频局放监测的电磁干扰特征影响因素[J]. 电网技术, 2018, 42(4): 1350-1358.  
TANG Zhiguo, JIANG Tongtong. Research on influencing factors of electromagnetic interferences for UHF PD detection in substations[J]. Power System Technology, 2018, 42(4): 1350-1358.
- [5] 苑津莎, 尚海昆. 基于主成分分析和概率神经网络的变压器局部放电模式识别[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(6): 27-31.  
YUAN Jinsha, SHANG Haikun. Pattern recognition based on principal component analysis and probabilistic neural networks for partial discharge of power transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(6): 27-31.
- [6] 李正明, 钱露先, 李加彬. 基于统计特征与概率神经网络的变压器局部放电类型识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(13): 55-60.  
LI Zhengming, QIAN Luxian, LI Jiabin. Type recognition of partial discharge in power transformer based on statistical characteristics and PNN[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(13): 55-60.
- [7] 唐炬, 董玉林, 樊雷, 等. 基于 Hankel 矩阵的复小波-奇异值分解法提取局部放电特征信息[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(7): 1808-1817.  
TANG Ju, DONG Yulin, FAN Lei, et al. Feature information extraction of partial discharge signal with complex wavelet transform and singular value decomposition based on Hankel matrix[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7): 1808-1817.
- [8] 汪可, 廖瑞金, 王季宇, 等. 局部放电 UHF 脉冲的时频特征提取与聚类分析[J]. 电工技术学报, 2015, 30(2): 211-219.  
WANG Ke, LIAO Ruijin, WANG Jiyu, et al. Time-frequency features extraction and clustering analysis of partial discharge UHF pulses[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(2): 211-219.
- [9] ZHOU W, LIU Y, LI P, et al. Feature parameters extraction of power transformer PD signal based on texture features in TF representation[J]. IET Science Measurement Technology, 2017, 11(4): 445-452.
- [10] 李思同, 庄强, 金琳, 等. 基于时频特征核熵成分分析的局部放电模式识别方法[J]. 高压电器, 2018, 54(6): 125-131.  
LI Sitong, ZHUANG Qiang, JIN Lin, et al. Partial discharge pattern recognition method based on kernel entropy component analysis of time-frequency features[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(6): 125-131.
- [11] HUANG Li, YANG Yongbiao, ZHAO Honglei, et al. Time series modeling and filtering method of electric power load stochastic noise[J]. Protection and Control of Modern

- Power Systems, 2017, 2(1): 25-31. DOI: 10.1186/s41601-017-0059-8.
- [12] 赵煦, 刘晓航, 孟永鹏, 等. 采用小波包树能量矩阵奇异值分解的局部放电模式识别[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(8): 116-121.  
ZHAO Xu, LIU Xiaohang, MENG Yongpeng, et al. Partial discharge pattern classification by singular value decomposition of wavelet packet energy features[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(8): 116-121.
- [13] 田妍, 刘宇舜, 熊俊, 等. 基于时频分布图像纹理特征的局部放电特高频信号的特征参数提取方法[J]. 高压电器, 2017, 53(7): 30-37.  
TIAN Yan, LIU Yushun, XIONG Jun, et al. Feature parameters extraction method of partial discharge UHF signal based on textural features in time-frequency representation image[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(7): 30-37.
- [14] 廖瑞金, 杨丽君, 孙才新, 等. 基于局部放电主成分因子向量的油纸绝缘老化状态统计分析[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(14): 114-119.  
LIAO Ruijin, YANG Lijun, SUN Caixin, et al. Aging condition assessment of oil-paper based on principal component and factor analysis of partial discharge[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(14): 114-119.
- [15] 刘方原, 夏克文, 牛文佳. 改进重构权值的局部线性嵌入算法[J]. 中国图象图形学报, 2018, 23(1): 52-60.  
LIU Fangyuan, XIA Kewen, NIU Wenjia. Improved reconstruction weight-based locally linear embedding algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2018, 23(1): 52-60.
- [16] 李伟生, 张勤. 基于局部线性嵌入和 Haar 小波的人脸识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(4): 181-184.  
LI Weisheng, ZHANG Qin. Face recognition method based on LLE and Haar wavelet[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(4): 181-184.
- [17] 孙斌, 薛广鑫, 陈军, 等. 基于局部线性嵌入和云神经网络的转子故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(23): 99-103.  
SUN Bin, XUE Guangxin, CHEN Jun, et al. A method for rotor fault diagnosis based on local linear embedding and cloud neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(23): 99-103.
- [18] 张绍辉, 李巍华. 可变近邻参数的局部线性嵌入算法及其在轴承状态识别中的应用[J]. 机械工程学报, 2013, 49(1): 81-87.  
ZHANG Shaohui, LI Weihua. Variable nearest neighbor locally linear embedding and applications in bearing condition recognition[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 81-87.
- [19] 彭超. 检测距离对局部放电特征参量和识别精度影响的研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2014.  
PENG Chao. Study on the features and the classification accuracy of partial discharge considering detection distance[D]. Wuhan: Wuhan University, 2014.
- [20] ZHOU W, LIU Y, LI P, et al. Feature parameters extraction of power transformer PD signal based on texture features in TF representation[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2017, 11(4): 445-452.
- [21] 索超男, 赵雄文, 张慧, 等. 基于小波神经网络的低压电力线背景噪声建模[J]. 中国电力, 2017, 50(9): 89-94.  
SUO Chaonan, ZHAO Xiongwen, ZHANG Hui, et al. Research on modeling of low-voltage power line background noise by wavelet neural networks[J]. Electric Power, 2017, 50(9): 89-94.
- [22] 周电波, 丁登伟, 盖世诚, 等. 基于超声波诊断的 GIS 设备异常分析方法[J]. 中国电力, 2018, 51(4): 53-60.  
ZHOU Dianbo, DING Dengwei, GAI Shicheng, et al. Analytical method of gis faults based on ultrasonic diagnosis[J]. Electric Power, 2018, 51(4): 53-60.
- [23] 朱庆东, 赵煦, 柴琦, 等. 基于放电幅值-放电次数联合相位分布特征的局部放电识别[J]. 热力发电, 2018, 47(2): 108-113.  
ZHU Qingdong, ZHAO Xu, CHAI Qi, et al. Partial discharge identification based on discharge amplitude-discharge frequency according to phase[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(2): 108-113.
- [24] 黄烜城, 黄涛, 洪荃沂, 等. 基于 DR 技术的 GIS 设备内部绝缘缺陷检测[J]. 热力发电, 2018, 47(11): 140-146.  
HUANG Xuancheng, HUANG Tao, HONG Quanyi, et al. Detection of internal insulation defects of GIS equipments by DR technology[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(11): 140-146.

收稿日期: 2018-12-19; 修回日期: 2019-02-25

作者简介:

韩宝国(1984—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为高电压与绝缘技术; E-mail: kkujinm15@163.com

马 驰(1987—), 男, 工程师, 主要研究方向为电力电子技术;

李静鹏(1983—), 男, 工程师, 主要研究方向为电力系统故障诊断。

(编辑 张爱琴)