

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2025.02.007

基于KPCA-SVM的变压器多源信息融合故障诊断研究

杨旭^{1,2}, 周文^{1,2}, 程林^{1,2,3}, 罗传仙^{1,2}, 张静^{1,2}, 江翼^{1,2}

(1. 南瑞集团(国网电力科学研究院)有限公司, 南京 211006; 2. 国网电力科学研究院武汉南瑞有限责任公司, 武汉 30074; 3. 国网新疆电力有限公司检修公司, 乌鲁木齐 830000)

摘要: 变压器作为电力系统中最主要的输变电设备之一,其绝缘状态监测与故障识别对于电力系统安全稳定的运行具有重要意义。变压器内部绝缘劣化所产生的局部放电信号是目前对其内绝缘状态评判以及故障类型识别的最为有效的判据之一。文中通过构建4种典型的变压器绝缘缺陷模型,搭建试验平台测量得到了局部放电下的特高频信号和超声波信号。通过对2种信号的分析,对于特高频信号在TRTD模式下和PRPD模式下提取了两组特征参量,对于超声波信号在TRTD模式下提取了一组特征参量。经过核主成分分析联合支持向量机(KPCA-SVM)的特征融合方法进行信息融合后,发现相较于单一信息的识别效果,信息融合识别率有显著的提升。

关键词: 变压器; 特高频; 超声波; 信息融合; 故障识别

Research on Multi-source Information Fusion Fault Diagnosis of Transformer Based on KPCA-SVM

YANG Xu^{1,2}, ZHOU Wen^{1,2}, CHENG Lin^{1,2,3}, LUO Chuanxian^{1,2}, ZHANG Jing^{1,2}, JIANG Yi^{1,2}

(1. NARI Group Corporation(State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211006, China; 2. Wuhan NARI Co., Ltd., State Grid Electric Power Research Institute, Wuhan 430074, China; 3. State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830000, China)

Abstract: Transformer is one of the most important power transmission and transformation equipment in power system and its insulation status monitoring and fault identification are of great significance to the safe and stable operation of power system. The partial discharge signal generated by the internal insulation deterioration of the transformer is currently one of the most effective criteria for evaluating the internal insulation status and identifying the fault type. In this paper, the ultrahigh frequency signal and ultrasonic signal under partial discharge are obtained by constructing four typical insulation defect models of transformer and setting up test platform for measurement. Throughout the analysis of two kinds of signals, two sets of characteristic parameters are extracted for ultrahigh frequency signals in both TRTD and PRPD modes, and a set of characteristic parameters are extracted for ultrasonic signals in TRTD mode. It is found after the feature fusion method of kernel principal component analysis together with support vector machine(KPCA-SVM) for information fusion that the recognition rate of information fusion is significantly improved compared to that of single information.

Key words: transformer; ultrahigh frequency; ultrasonic; information fusion; fault identification

0 引言

输变电设备是输变电网络的基础单元,对输变

电设备状态进行全面准确的评价、诊断和预测是输变电设备状态检修和全寿命周期管理的前提,也是智能调度运行的重要依据,同时其可为电网安全、

收稿日期:2024-09-18; 修回日期:2024-11-25

基金项目:国家电网有限公司总部管理科技项目(超、特高压变压器油纸绝缘快速发展型故障检测与诊断关键技术研究)。

Project Supported by the State Grid Corporation Limited Headquarters Management Technology(Research on the Key Technology of Fault Detection and Diagnosis of Oil Paper Insulation of Super and UHV Transformers).

可靠、高效运行提供有力的技术支撑^[1-9]。油浸式变压器作为最主要的输变电设备之一,在电力系统中有着广泛的应用,其绝缘状态监测和故障诊断的研究对电力系统有着重要的意义^[10-12]。

变压器在生产、运输以及运行过程中,会因为潜伏缺陷的逐步扩散引起内绝缘劣化以及设备电气强度降低,最终影响设备的正常运行^[13-15]。目前,变压器内的典型绝缘缺陷主要以局部放电(partial discharge, PD)的形式表现出来^[16-20]。随着PD检测技术的发展,通过特高频电磁波传感器^[21]、超声传感器^[22]、油色谱法^[23]等检测手段能够有效捕捉PD产生、发展过程中引起的物理、化学变化信息,这些多源的PD信息能够为变压器的故障识别提供丰富的数据支撑^[24-26]。

对于采集到的特高频和超声波PD数据,目前主要有基于时间的分析模式(time resolved partial discharge, TRPD)、基于相位分析模式(phase resolved partial discharge, PRPD)等模式来进行特征量提取^[27-28]。通过研究特高频PD时域信号三类特征,在对PD信号脉冲幅值、时间分析的基础上,引入样本之间的相关规律这一特征,实现了不受绝缘缺陷位置、尺寸等因素影响的PD模式识别^[29]。通过对比PRPD模式与TRPD模式下统计特征参数对不同放电类型的识别效果,证明基于PRPD模式的特征参数的PD模式识别效率更高^[30]。

信息融合的大致定义为:在一定准则下,利用计算机技术对监测到的多源观测信息加以综合分析以完成所需的决策和估计任务而进行信息处理的过程,最终达到比单一信息源更加准确评估与决策的目的^[31-32]。在变压器故障诊断研究领域,有学者采用证据理论对油色谱数据与电气试验数据的故障诊断结果进行有效融合,并在证据体与证据合成方法部分进行了理论改进^[33]。基于变压器短路电流和差动电流的频域故障特征,采用信息融合技术联合神经网络算法检修故障诊断,能有效提高准确率^[34]。在智能变电站中,通过引入信息融合技术,能有效地获取二次设备动作信息,提高测试的效率和准确性^[35]。

文中通过搭建实验平台获得了变压器在4种典型缺陷PD下的特高频和超声波信号,分别进行TRPD和PRPD模式下的特征量提取并进行信息融合后,证实了基于信息融合的PD故障识别率更高。

1 PD数据获取

1.1 试验缺陷设置

根据变压器现场运行中普遍存在的缺陷类型,

文中设计了4种典型的绝缘缺陷,分别为电晕放电缺陷、沿面放电缺陷、油隙放电缺陷和悬浮微粒放电缺陷,结构见图1。其中,电晕放电缺陷采用针—纸板—板电极的结构来实现;沿面放电缺陷采用柱电极—纸板—板电极的结构组成,纸板与上下电极间均没有缝隙;油隙放电模型采用两个板电极夹3层绝缘纸板构成,中间层绝缘纸板带有圆孔,在油中形成油隙;悬浮微粒放电缺陷采用球—金属环—纸板—板电极的结构,将金属颗粒放置在金属环中,形成悬浮微粒。

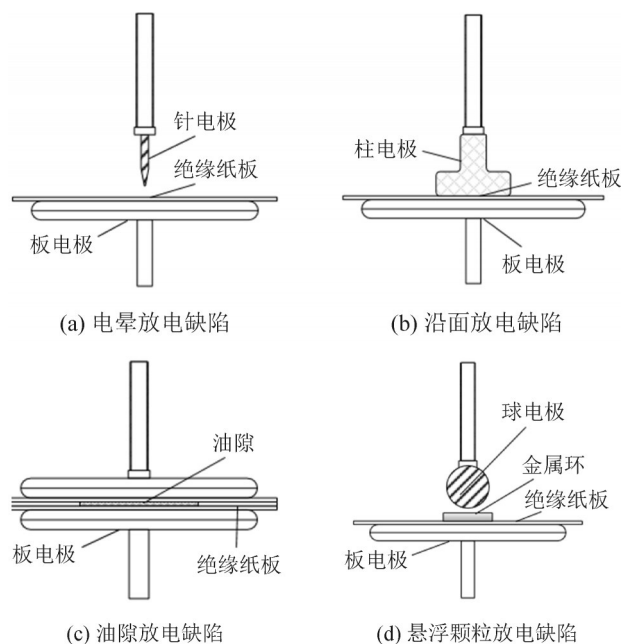


图1 变压器典型缺陷设置

Fig. 1 Typical defect of transformer

1.2 试验平台

基于特高频、超声波的局部放电检测原理,文中设计的变压器PD试验平台见图2。试验过程中输入220 V工频交流电压,经调压器后其可调范围为0~250 V。 T_2 为无局放工频试验变压器。试验过程中,PD信号采集存储在DPO7104C型示波器中,该示波器的模拟宽带为1 GHz、最大采样率为20 GS/s、存储深度可达48 MB。特高频传感器带宽为340~440 MHz,中心频率390 MHz,实测通带增益5.38 dB。超声传感器频率带宽为20~60 kHz,中心谐振频率30 kHz,频率带宽20~180 kHz。

1.3 试验步骤

在进行PD试验前,25号变压器油经过真空滤油后灌入油罐中,并静置24 h后再开始试验。具体PD试验步骤如下:

1)采用逐步升压法缓慢提升试验中绝缘缺陷的外加电压,当示波器上采集到特高频与超声信号,记录此时的外加电压为起始PD电压,继续缓慢提

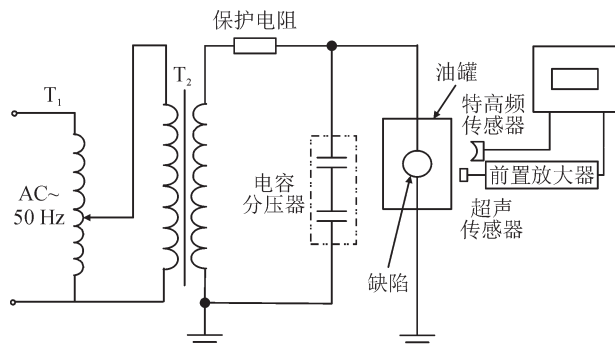


图2 变压器PD试验平台

Fig. 2 Transformer PD test platform

高外加电压直至缺陷发生击穿,记录此时的电压为击穿电压;

2)在起始放电电压和击穿电压之间选取等梯度的电压进行局部放电试验,待局部放电稳定后,采集相应的特高频和超声波信号。

PD试验电压梯度见表1。

表1 PD试验电压梯度

Table 1 Voltage gradient of PD test

缺陷	外施电压等级/kV
电晕放电缺陷	24.3→27.0→29.8→32.5→35.1
沿面放电缺陷	32.0→34.3→36.6→39.0→41.2
油隙放电缺陷	32.3→35.6→38.9→42.2→45.4
悬浮微粒放电缺陷	36.2→40.0→43.9→48.0→51.7

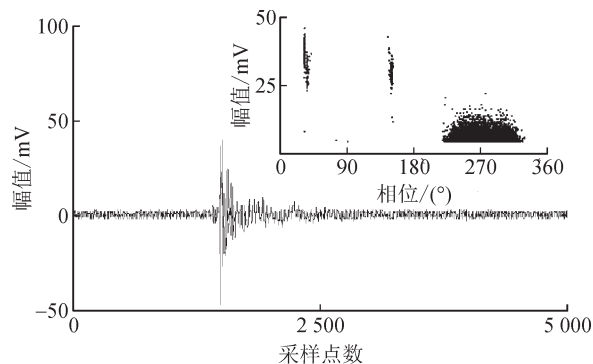
2 试验数据分析

2.1 PD特高频信号

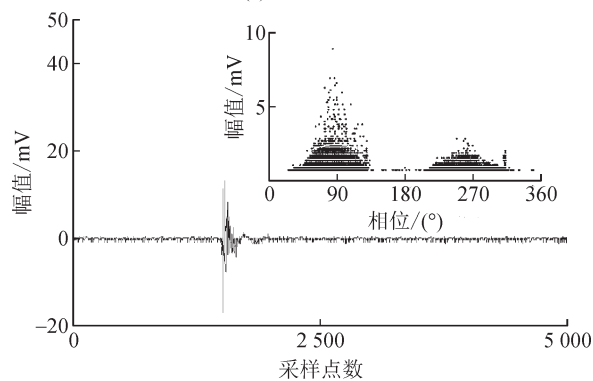
4种缺陷分别在电压为32.5、32.0、32.3、36.2 kV下的特高频PD信号见图3。

从图3可以看出,4种典型缺陷的PD信号轮廓差异较大,其中:电晕放电缺陷的特高频PD信号波形呈现高频振荡衰减趋势;沿面放电缺陷的PD信号同样呈现高频振荡,相较于电晕放电PD信号,其振荡周期相对较短;油隙缺陷的PD信号振荡衰减持续时间较长,振荡几乎都为低频振荡;悬浮金属颗粒放电缺陷的特高频PD信号的振荡衰减时间很短,脉冲信息集中于高频段。各缺陷的PD信号轮廓不同,因此可通过提取PD信号轮廓的特征参数实现典型绝缘缺陷的识别。

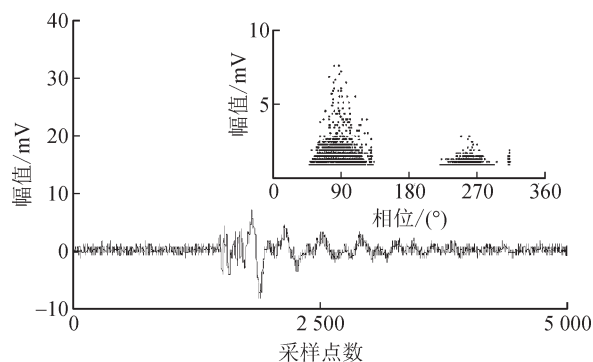
图3中上角部分为各典型缺陷的相位与信号幅值的二维统计图谱,其中离散点的密集程度表征了放电剧烈程度,4种缺陷图谱对比可以发现:电晕放电缺陷在外施电压不高的情况下,正半周几乎没有局部放电;沿面放电缺陷与气隙缺陷的正半周放电比负半周放电都要强烈;悬浮颗粒放电缺陷则是整



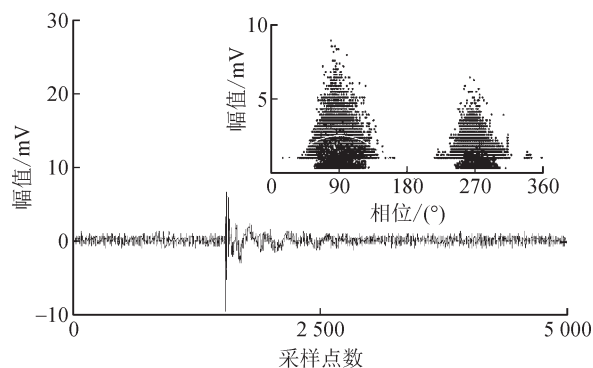
(a) 电晕放电缺陷



(b) 沿面放电缺陷



(c) 油隙放电缺陷



(d) 悬浮颗粒放电缺陷

图3 4种典型缺陷的特高频PD信号

Fig. 3 UHF PD signal of four typical defects

个放电周期内都有PD发生。PRPD模式的图谱信息也能一定程度表征各缺陷的差异,可提取故障识别特征。

2.2 PD超声波信息

4种缺陷分别在电压为32.5、32.0、32.3、36.2 kV下的超声波PD信号见图4。对比各缺陷的脉冲波形可知:电晕放电缺陷与油隙放电缺陷的脉冲信号类似,都经历了极快的高频振荡,信号时延都较短;悬浮颗粒放电缺陷的信号振荡最强烈,信号整个振荡周期较长,沿面放电缺陷实际采集的超声信号仍较为微弱,脉冲振荡周期较长。由以上分析可知,可以提取时域超声信号的相关特征量进行识别绝缘缺陷。

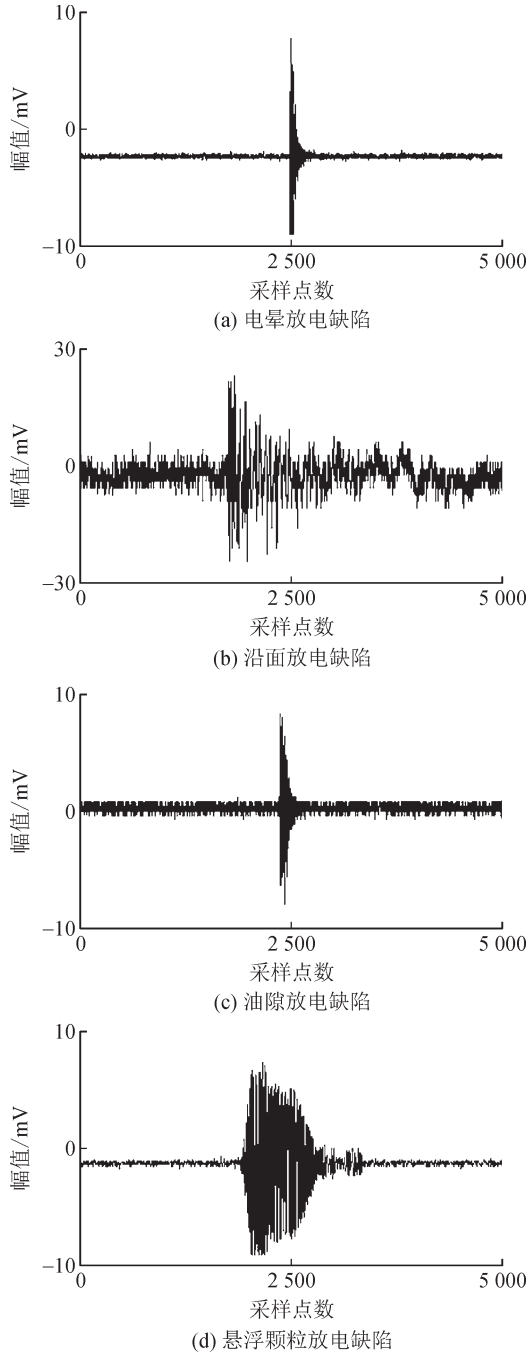


图4 4种典型缺陷的超声波PD信号

Fig. 4 Ultrasound PD signal of four typical defects

3 信息融合的变压器PD故障识别

3.1 PD放电特征量提取

3.1.1 TRTD模式下信号提取

TRPD模式描述时域信号轮廓信息的典型特征参数见图5,有上升时间、脉冲时间、脉冲宽度、极值个数等特征参量。通过频域分析的方式同样可以提取特征信息,见图6,频域分析后可以构建相关特征量比如与时域参数相对应的峰值、带宽、均值、方差等分布参数。

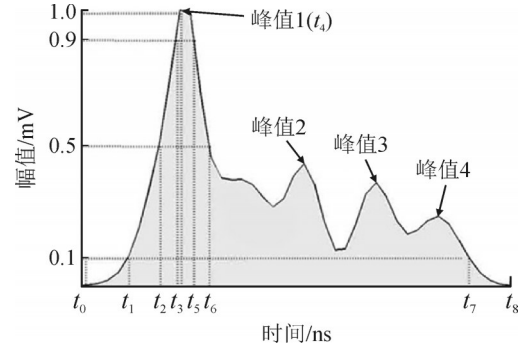


图5 脉冲信号轮廓及相应参数

Fig. 5 Pulse signal profile and parameters

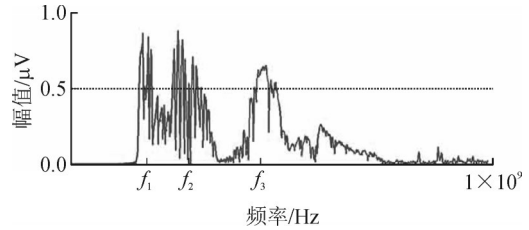


图6 TRPD信号的频域特征参数

Fig. 6 Frequency domain characteristic parameters of TRPD signals

3.1.2 PRPD模式下信号提取

PRPD分析方式是日前普遍采用PD信号分析方式,在工程现场中有着广泛的应用。针对采集的PD信号所提取的PRPD统计特征参量有:均值 μ 、偏差 σ 、偏斜度 Sk 、陡峭度 Ku 等;描述各缺陷的 φ - u 谱图正负半周的轮廓差异,包括放电量因数 Q 、相位不对称度 Φ 、互相关系数 Cc 等。相关的计算公式为:

$$u = \sum_{i=1}^W x_i p_i \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^W (x_i - \mu)^2 \cdot p_i \quad (2)$$

$$Sk = \sum_{i=1}^W (x_i - \mu)^3 \cdot p_i \Delta x / \sigma^3 \quad (3)$$

$$Ku = \left[\sum_{i=1}^W (x_i - \mu)^4 \cdot p_i \Delta x / \sigma^4 \right] - 3 \quad (4)$$

$$Cc = \frac{\sum q_i^+ * q_i^- - \sum q_i^+ \sum q_i^- / n}{\sqrt{\left[\sum (q_i^+)^2 - (\sum q_i^+)^2 / n \right] \left[\sum (q_i^-)^2 - (\sum q_i^-)^2 / n \right]}} \quad (5)$$

$$Q = \frac{\sum_{i=1}^{M^+} q_i^+}{M^+} / \frac{\sum_{i=1}^{M^-} q_i^-}{M^-} \quad (6)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n p_i (\varphi_i - u)^2} \quad (7)$$

式(1)–(7)中: x_i 在计算时为样本数据, PD脉冲幅值 $p_i = x_i / \sum x_i$; Δx 是相窗宽度; W 为半周期内的相窗数; φ_i 为第 i 个相窗对应的相位; q_i 为放电的幅值之和; u 表示正或负半周的放电幅值的均值; p_i 为第 i 个相窗放电频率; M^+ 为正负半周放电次数。

3.1.3 特高频—超声特征信息提取

文中在针对变压器内的典型绝缘缺陷的识别研究中, 对于TRPD模式的特高频数据, 根据图5、6中特征分析方式, 构建特高频PD数据在TRPD模式下的特征集合 $T_1 = \{F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8, F_9, F_{10}, F_{11}, F_{12}, F_{13}\}$, 特征表达式归纳在表2中。

表2 TRPD模式下时域—频域特征参数

Table 2 Time-frequency domain characteristic parameters in TRPD mode

序列	特征参数	序列	特征参数
F_1	上升时间(T_r)	F_2	峰值时间(T_p)
F_3	下降时间(T_d)	F_4	脉冲宽度(T_w)
F_5	极值个数(M_p)	F_6	信号包络面(A_i)
F_7	信号均值(μ)	F_8	信号方差(σ^2)
F_9	第一主频(f_1)	F_{10}	第一主频峰值(A_1)
F_{11}	谱峰个数(M_p)	F_{12}	均值(μ)
F_{13}	方差(σ^2)	—	—

表2中:

$$A_i = \int_{t_0}^{t_i} x(t) dt \quad (8)$$

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (9)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_i)^2 \quad (10)$$

针对PRPD模式的特高频数据, 文中提取表3中的统计特征参数, 构建特高频PD数据在PRPD模式下的特征集合 $T_2 = \{F_{13}, F_{14}, F_{15}, F_{16}, F_{17}, F_{18}, F_{19}, F_{20}\}$ 。

表3 PRPD模式下特高频时域—频域特征参数

Table 3 UHF Time-frequency domain characteristic parameters in PRPD mode

序列	特征参数
F_{13}, F_{14}	正负半周放电相位中心(φ^+, φ^-)
F_{15}, F_{16}	正负半周偏斜度(Sk^+, Sk^-)
F_{17}, F_{18}	正负半周陡峭度(Ku^+, Ku^-)
F_{19}	正负半周互相关系数(Cc)
F_{20}	正负半周放电电量因素(Q)

针对超声PD功率谱提取了TRPD模式下的时域与频域特征, 见表4, 形成了超声PD数据的特征集合 $T_3 = \{F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{24}, F_{25}, F_{26}, F_{27}\}$ 。

表4 TRPD模式下超声波时域—频域特征参数

Table 4 Ultrasonic time-frequency domain characteristic parameters in TRPD mode

序列	特征参数	序列	特征参数
F_{21}	最大峰值(U_m)	F_{22}	峰个数(N_m)
F_{23}	中值频率(f_m)	F_{24}	峰值频率(f_{um})
F_{25}	平均频率(f_p)	F_{26}	方差(S^2)
F_{27}	功率谱频率均值(f_{ud})	—	—

中值频率、功率谱均值和方差的计算公式见式(11)–(13):

$$f_{um} = \frac{\sum_{j=1}^N P \cdot sd(f)}{2} \quad (11)$$

$$f_{ud} = \frac{\sum_{j=1}^N f \cdot P \cdot sd(f)}{\sum_{j=1}^N P \cdot sd(f)} \quad (12)$$

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \quad (13)$$

式(11)–(13)中: X_i 为第 i 个样本大小, 即超声PD脉冲的幅值; $\bar{X}$ 为样本的均值; N 为采样点数; sd 为标准差; $P \cdot sd$ 为功率谱密度。

3.2 变压器典型故障模式识别

3.2.1 典型故障模式识别过程

变压器内典型缺陷的模式识别流程见图7, 主要通过对采集的原始PD数据进行特征提取, 获取原始的类型识别特征空间, 然后再选用合理的识别模型(神经网络、支持向量机等智能分类器), 通过大量的原始训练数据实现识别模型的参数训练, 并通过测试数据证明分类器的分类效果, 最终将未知类别数据进行甄别, 实现变压器内典型故障模式的辨识。

3.2.2 基于核主成分分析的特征融合方法

目前采集的变压器PD信号, 其统计特征在空间分布往往呈现非线性, 常规PCA方法不能实现非线性降维。核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)为PCA的一种线性变换, 其主要思想是通过非线性变换将输入的原始特征数据映射到高维特征空间, 然后在高维特征空间进行PCA操作。其主要优点是在保持各个输入信号主要原始信息的同时进行降维处理, 在特征提取、故障检测方面有广泛的应用。

KPCA方法采用的预处理策略是寻找一个K-核函数, 将原始特征空间映射到一个新的空间, 使原

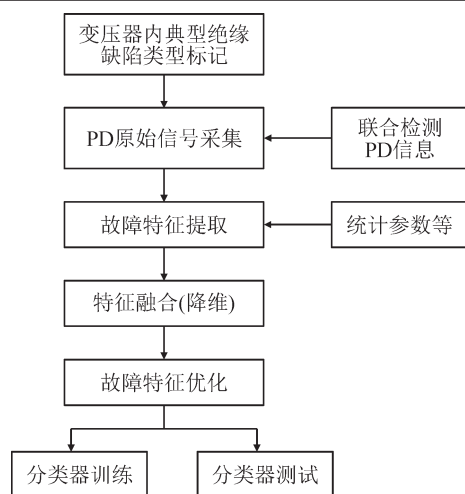


图7 变压器内典型故障识别过程

Fig. 7 Typical fault identification process of transformers

始特征在新的空间中线性可分,然后通过已有的线性方法进行模式分类,使得新得到的特征集成为原始特征集的综合体现。文中选取的内积核函数为高斯径向基函数

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

3.2.3 基于信息融合的故障模式识别

文中智能分类器采用的是支持向量机(support vector machine, SVM)分类器,整个基于信息融合的故障模式识别过程简称为KPCA-SVM,具体流程见图8,将特高频与超声PD信息在TRPD或PRPD模式下提取的初始特征通过KPCA的特征融合,获得特征量数目较少的新特征空间,分别选取训练数据和测试数据,训练SVM分类器并测试分类器的识别效率

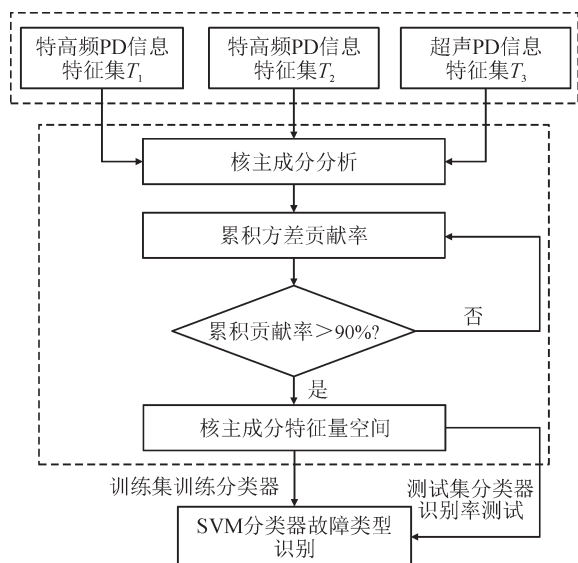


图8 基于核主成分分析的变压器故障识别流程

Fig. 8 Transformer fault identification process based on KPCA-SVM

为了研究不同分析模式的特征、不同源信息的原始特征集融合效果,将特征集 T_1 、 T_2 与 T_3 进行线性组合,形成7个测试序列:特征集 T_1 、特征集 T_2 、特征集 T_3 、特征集 $T_1 \& T_2$ 、特征集 $T_1 \& T_3$ 、特征集 $T_2 \& T_3$ 、特征集 $T_1 \& T_2 \& T_3$ 。

KPCA实现原始特征集融合后,用SVM分类器进行测试。测试中,在4类故障缺陷中各选500个样本构成2000个样本原始数据集,其中的1600个样本作为训练样本,400个样本做为测试样本,训练数据经图7的KPCA-SVM过程实现特征提取、融合以及分类器的训练后,最终利用400个测试样本进行测试,结果见图8。

缺陷识别准确率为测试集中总的准确识别样本与测试样本的比值见图9。对比SVM与KPCA-SVM两种缺陷识别方案的识别效果,可看出,7个特征集组合经KPCA特征融合后,SVM分类器识别率都有一定程度的提升,该结果表明特征融合的策略有效地改善了原始特征信息质量,有利于提高故障识别的准确率,具备可行性。

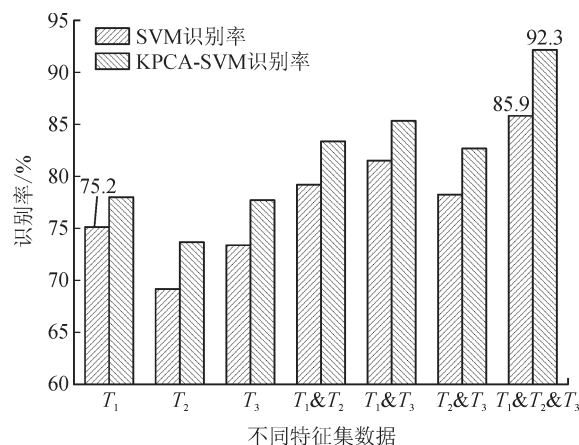


图9 不同特征集数据下的识别率

Fig. 9 Recognition rate under different feature set

多源PD信息在多种特征模式下的特征集(特征集 $T_1 \& T_2$ 、特征集 $T_1 \& T_3$ 、特征集 $T_2 \& T_3$ 、特征集 $T_1 \& T_2 \& T_3$),相较于单一类型特征量的识别率有了明显的提升,说明信息融合能有效提升故障模式识别率。并且,经过KPCA融合后识别效果相对提升较大,其中特征集 $T_1 \& T_2 \& T_3$ 经过KPCA融合后相较于原始特征集的缺陷识别准确率提高最多,主要原因是,多源PD信息在几种模式下提取的特征集能获取更多的原始特征信息。

4 结论

文中通过实验获得了变压器4种典型绝缘下的特高频和超声波信号,通过对特征参量进行提取并

基于信息融合对变压器局部放电故障模式进行了识别,主要结论如下:

1)设计了4种典型变压器绝缘缺陷,分别为电晕放电缺陷、沿面放电缺陷、油隙放电缺陷和悬浮微粒放电缺陷,测量得到的特高频和超声波信号表明两种信息均适合作为故障模式识别;

2)对于特高频信号提取了TRTD和PRPD模式下的两组共20个特征参量;对于超声波信号提取了TRTD模式一组共7个特征参量;

3)识别结果显示,基于信息融合的变压器故障类型识别准确率较单一特征量的识别率有了明显的提升。

参考文献:

- [1] 韩先才,孙 昕,陈海波,等. 中国特高压交流输电工程技术发展综述[J]. 中国电机工程学报,2020,40(14):4371-4386.
HAN Xiancai, SUN Xin, CHEN Haibo, et al. The overview of development of UHV AC transmission technology in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(14): 4371 - 4386.
- [2] 廖瑞金,王有元,刘 航,等. 输变电设备状态评估方法的研究现状[J]. 高电压技术,2018,44(11):3454-3464.
LIAO Ruijin, WANG Youyuan, LIU Hang, et al. Research status of condition assessment method for power equipment [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3454-3464.
- [3] 邹 阳,陈啸轩,张云霄,等. 基于界面电荷极化特性的变压器油纸绝缘寿命预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(7):138-148.
ZOU Yang, CHEN Xiaoxuan, ZHANG Yunxiao, et al. A life prediction method of transformer oil-paper insulation based on interfacial charge polarization characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 138-148.
- [4] 牛远方,冯天禄,王成福,等. 兼顾经济效益与寿命损失的含储能配电网多时间尺度协调调度[J]. 电力建设, 2024, 45(11): 89-101.
NIU Yuanfang, FENG Tianyuan, WANG Chengfu, et al. Multi - time scale optimal dispatching method of active distribution network considering the influence of cycle life for energy storage system[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(11): 89-101.
- [5] 赵洪山,常杰英,曲岳晗,等. 基于二元非线性 Wiener 随机过程的变压器油纸绝缘剩余寿命预测方法[J]. 电工技术学报,2023,38(15):4040-4049.
ZHAO Hongshan, CHANG Jieying, QU Yuehan, et al. Residual life prediction method of transformer oil - paper insulation based on binary nonlinear Wiener random process[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(15): 4040-4049.
- [6] 黄小琼,沈曙明,李 晨,等. 基于RFID的电力设备全寿命周期故障预测[J]. 电网与清洁能源,2023,39(11): 80-85.
HUANG Xiaoqiong, SHEN Shuming, LI Chen, et al. The full life cycle fault prediction of power equipment based on RFID[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(11): 80-85.
- [7] 郭晓茵,牛 鑫,李勇杰,等. 基于贝叶斯算法的电力变压器全寿命周期故障概率预测[J]. 电子设计工程,2023, 31(13):32-35.
GUO Xiaohan, NIU Xin, LI Yongjie, et al. Power transformer life cycle fault probability prediction based on Bayesian algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(13): 32-35.
- [8] 金 龙,周泽昕,詹荣荣,等. 继电保护设备元器件温度仿真分析与寿命评估[J]. 电力系统保护与控制,2023,51 (13):159-168.
JIN Long, ZHOU Zexin, ZHAN Rongrong, et al. Temperature simulation analysis and life evaluation for components of relay protection equipment[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(13): 159-168.
- [9] WU Yunjian, DING Dalin, WANG Yi, et al. Defect recognition and condition assessment of epoxy insulators in gas insulated switchgear based on multi-information fusion[J]. Measurement, 2022(190): 110701.
- [10] 杨 志,黄雯利,赵丽娟. 光纤传感技术在油浸式电力变压器状态监测应用的研究进展[J]. 高压电器,2023, 59 (6):137-146.
YANG Zhi, HUANG Wenli, ZHAO Lijuan. Research progress of fiber-optic sensing technology in condition monitoring and application in oil-immersed power transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(6): 137-146.
- [11] 邹 阳,林锦茹,李安娜,等. 基于灰色关联分析和聚类云模型的变压器油纸绝缘状态评估[J]. 电力系统保护与控制,2023,51(21):35-43.
ZOU Yang, LIN Jinjia, LI Anna, et al. Evaluation of transformer oil-paper insulation status based on grey relational analysis and a cluster cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(21): 35-43.
- [12] ZHANG X, FANG R, ZHANG G, et al. Research on transformer fault diagnosis: Based on improved firefly algorithm optimized LPboost-classification and regression tree[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2021, 15(20): 2926-2942.
- [13] 刘庆珍,张晓燕,蔡金锭. 基于多元模糊联系度模型的变压器油纸绝缘老化评价[J]. 高压电器,2020,56(5):47-54.
LIU Qingzhen, ZHANG Xiaoyan, CAI Jinding. Aging state evaluation of oil - paper insulation transformer based on multivariate fuzzy relation degree model[J]. High Voltage

- Apparatus, 2020, 56(5): 47-54.
- [14] 邓昭宏, 赵春明, 冷俊, 等. 基于IWOA-BP算法的变压器绝缘老化评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(5): 253-261.
- DENG Zhaohong, ZHAO Chunming, LENG Jun, et al. Evaluation method of transformer insulation aging state based on IWOA-BP algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(5): 253-261.
- [15] ZHANG Aoaoxing, WU Yunjian, CHEN Xiaoyu, et al. Theoretical study on decomposition mechanism of insulating epoxy resin cured by anhydride[J]. Polymers, 2017, 9(8): 341.
- [16] 邢雅, 侯峰, 樊博, 等. 基于改进K-means聚类的变压器局部放电定位诊断方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(3): 53-58.
- XING Ya, HOU Feng, FAN Bo, et al. Transformer partial discharge fault location and diagnosis based on improved K-means clustering algorithm[J]. Smart Power, 2023, 51(3): 53-58.
- [17] 范斌涛, 汲胜昌, 邵美阳, 等. 交流电压幅值与频率对油纸系统尖端缺陷局部放电特性及绝缘寿命的影响[J]. 变压器, 2023, 60(11): 35-40.
- FAN Bintaoy, JI Shengchang, SHAO Meiyang, et al. Effects of AC voltage amplitude and frequency on partial discharge characteristics and insulation life of oil-paper system tip defects[J]. Transformer, 2023, 60(11): 35-40.
- [18] 王帅, 刘广军, 张博文, 等. 基于宽频等值电路的配电变压器局部放电电气定位研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(3): 40-47.
- WANG Shuai, LIU Guangjun, ZHANG Bowen, et al. Research on partial discharge electrical localization of distribution transformers based on broadband equivalent circuit[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(3): 40-47.
- [19] 方子豪, 陈潇一, 孙佳伦. 基于指数目标函数优化的变压器局部放电故障最佳定位点估计方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(5): 51-56.
- FANG Zihao, CHEN Xiaoyi, SUN Jialun. Optimal estimation of partial discharge fault location in transformer based on exponential objective function optimization[J]. Smart Power, 2023, 51(5): 51-56.
- [20] 罗传仙, 张民, 程林, 等. 基于声电联合传感阵列的变压器局部放电诊断技术研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(9): 81-90.
- LUO Chuanxian, ZHANG Min, CHENG Lin, et al. Research on transformer partial discharge diagnosis technology based on combined acoustic and electrical sensing array[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(9): 81-90.
- [21] 刘江明, 沈群武, 艾云飞, 等. 500 kV变压器局部放电试验时基于带电检测的异常缺陷分析[J]. 变压器, 2020, 57(3): 73-77.
- LIU Jiangming, SHEN Qunwu, AI Yunfei, et al. Abnormal defects analysis based on living detection during PD test of 500 kV transformer[J]. Transformer, 2020, 57(3): 73-77.
- [22] 王旭, 生西奎, 慕锐, 等. 基于多频超声波技术和GWO-BP算法的变压器油电气性能检测方法研究[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 114-120.
- WANG Xu, SHENG Xikui, MU Kun, et al. Electrical performance testing method of transformer oil based on multi-frequency ultrasonic technology and grey wolf-optimized neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 114-120.
- [23] 齐波, 王一鸣, 张鹏, 等. 基于自决策主动纠偏的电力变压器油色谱诊断模型[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 23-32.
- QI Bo, WANG Yiming, ZHANG Peng, et al. Oil chromatography diagnosis model of power transformer based on self-decision active rectification[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 23-32.
- [24] KANAKAMBARAN S, SARATHI R, SRINIVASAN B. Identification and localization of partial discharge in transformer insulation adopting cross recurrence plot analysis of acoustic signals detected using fiber bragg gratings[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(3): 1773-1780.
- [25] CHEN Shuwen, GE Hongjuan, LI Huang, et al. Hierarchical deep convolution neural networks based on transfer learning for transformer rectifier unit fault diagnosis[J]. Measurement, 2021(167): 108257.
- [26] KIM S, PARK J, KIM W, et al. Learning from even a weak teacher: Bridging rule-based duval method and a deep neural network for power transformer fault diagnosis[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022(136): 107619.
- [27] 刘通, 薛永刚, 赵煦, 等. 变压器内单一局放PRPD谱图统计参量的主成分分析[J]. 南方电网技术, 2014, 8(5): 33-37.
- LIU Tong, XUE Yonggang, ZHAO Xu, et al. Principal component analysis for statistical parameters of phase resolved partial discharge spectra of single partial discharge pattern in power transformers[J]. Southern Power System Technology, 2014, 8(5): 33-37.
- [28] ILKHECHI H D, SAMIMI M H. Applications of the acoustic method in partial discharge measurement: A review[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2021, 28(1): 42-51.
- [29] CHANG C, CHANG C S, JIN J, et al. Source classification of partial discharge for gas insulated substation using waveshape pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2005, 12(2): 374-386.

- [30] GULSKI E, KREUGER F H. Computer-aided recognition of discharge sources[J]. IEEE Transactions on Electrical Insulation, 1992, 27(1): 82-92.
- [31] 陆正嘉, 杨在乐, 杜长宇, 等. 基于信息融合技术的变电设备运行故障协同诊断方法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(10): 207-210.
LU Zhengjia, YANG Zaile, DU Changyu, et al. Research on cooperative diagnosis method of substation equipment operation fault based on information fusion technology[J]. Automation & Instrumentation, 2020(10): 207-210.
- [32] 苗红霞, 萧旋旋, 江冰, 等. 基于信息融合的预装式变电站健康状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(14): 85-91.
MIAO Hongxia, XIAO Xuanxuan, JIANG Bing, et al. State evaluation of prefabricated substation based on information fusion[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(14): 85-91.
- [33] 陈伟根, 刘娟, 曹敏. 基于信息融合的变压器内部故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2015, 41(11): 3797-3803.
CHEN Weigen, LIU Juan, CAO Min. Diagnosis method of internal fault for transformers based on information fusion [J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(11): 3797-3803.
- [34] 李婷, 肖京, 刘赞, 等. 基于信息融合和神经网络的变压器内部故障快速诊断方法[J]. 电测与仪表, 2023, 60(11): 194-200.
LI Ting, XIAO Jing, LIU Yun, et al. Fast diagnosis method of transformer internal fault based on information fusion and neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(11): 194-200.
- [35] 陈飞建, 吕元双, 樊国盛, 等. 基于信息融合的智能变电站继电保护设备自动测试系统[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 158-163.
CHEN Feijian, LYU Yuanshuang, FAN Guosheng, et al. Automatic test system of relay protection device for smart substation based on information fusion technology[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 158-163.
- 杨旭(1990—), 男, 博士, 高工, 研究方向为输变电设备状态监测与故障诊断(通信作者)(E-mail: 844072450@qq.com)。

(上接第53页)

- Technology (POWERCON).[S.l.]: IEEE, 2021: 2307-2311.
- [33] 吴书煜, 汲胜昌, 祝令瑜, 等. 基于多重信息分解与时变权重组合的换流变压器振动状态参量综合预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(23): 7792-7804.
WU Shuyu, JI Shengchang, ZHU Lingyu, et al. Comprehensive prediction method of converter transformer vibration state parameters based on multiple information decomposition and time - varying weight combination[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(23): 7792-7804.
- 范斌涛(1987—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事电力系统试验研究、配网技术研究(通信作者)(E-mail: 372138199@qq.com)。