

以提升小波包系数熵为特征值的 隐马尔科夫电缆局部放电识别

钱帅伟¹ 彭彦军¹ 周泽民¹ 陈健禧¹ 唐 明²

(1. 广西电网有限责任公司桂林供电局, 桂林 541002;

2. 珠海华网科技有限责任公司, 广东 珠海 510382)

摘要 针对电缆局部放电检测, 本文提出以提升小波包系数熵结合隐马尔科夫模型的识别方法。基于提升小波包与信息熵理论, 提取放电信号的小波能量熵与系数熵作为特征量, 将提取的特征向量输入隐马尔科夫模型进行训练, 得到最优训练模型。在电缆本体上进行人工模拟缺陷, 采用本文算法、传统小波系数熵、BP 神经网络分别对不同放电模型产生的放电进行识别测试, 并使用该方法对现场数据进行分析。结果表明: 本文方法在识别准确率以及算法执行效率上, 均优于传统小波以及 BP 神经网络。

关键词: 提升小波包; 隐马尔科夫; 局部放电; 小波系数熵

Partial discharge pattern recognition using hidden Markov models based on the entropy lifting wavelet coefficients

Qian Shuaiwei¹ Peng Yanjun¹ Zhou Zemin¹ Chen Jianxi¹ Tang Ming²

(1. Guangxi Power Grid Co., Ltd, Guilin Power Supply Bureau, Guilin 541002;

2. Zhuhai Huanet Technology Co., Ltd, Zhuhai, Guangdong 510382)

Abstract For the detection of partial discharge in cables, this paper presents a recognition method based on lifting wavelet packet coefficient entropy and hidden Markov model. Based on the theory of lifting wavelet packet and information entropy, the wavelet energy spectrum entropy and coefficient entropy of discharge signal are extracted as eigenvalues. The extracted eigenvectors are input into the hidden Markov model for training, and the optimal training model is obtained. Artificial simulation of defects on cable body, discharges generated by different discharge models are identified and tested by using the proposed algorithm, traditional wavelet coefficient entropy and BP neural network respectively. The results show that the method is superior to the traditional wavelet and BP neural network in recognition accuracy and algorithm execution efficiency.

Keywords: lifting wavelet packet; hidden Markov; partial discharge; wavelet coefficient entropy

高压电缆绝缘故障状态监测大致可被分为 3 个层次: ①第一层次的主要工作有本安型传感器和本安监测仪器的设计以及局部放电信号去噪^[1]; ②分析去噪后的局部放电信息, 若被测电缆存在缺陷, 则需要开展第二层次的工作, 即故障定位; ③在准确判定了故障位置后采用何种检修手段, 便涉及第三层次, 即故障严重程度判断, 因不同缺陷对被测系统损害程度的不同, 故此时需要分析、判断与识别局部放电缺陷类型, 根据缺陷类型与缺陷严重程

度, 结合专家系统库的诊断规则采取相应检修策略^[2]。

当局部放电现场检测时, 受背景干扰的制约会导致错误的评价结果。如何用简单的判断方式来判断是否存在放电, 并直观呈现结果, 是现场检测的难题, 也是一线运行维护人员的迫切需求。文献[3]针对脉冲宽度调制 (pulse width modulation, PWM) 变频电源供电系统的绝缘老化问题, 对不同老化程度的数据分别提取峭度、不对称度和偏斜度等统计参量进行分析。随着人工智能技术的发展, 统计分

类法、模糊聚类法、神经网络法等局部放电的故障诊断中得到了广泛的应用^[4]。在众多人工智能分类方法中,神经网络有较强的自组织及自学习特点,因此研究及应用最为广泛。如文献[5]使用神经网络对局放脉冲信号进行识别,文献[6]使用神经网络评估变压器缘状态以及文献[7]将神经网络用于电缆局部放电点定位等。文献[8]提出随机矩阵谱分析理论及 K-邻近(KNN)算法相结合的局部放电模式识别方法,计算局部放电脉冲的高维矩阵环形谱,以环形谱的平均谱半径(MSR)作为 PD 模式识别的特征量。文献[9]采用小波包对不同放电信号进行分解,计算小波包各节点信号能量、峭度及偏斜度等特征参数,输入三层神经网络模型进行分类,网络节点数分别为 6、3、2。文献[10]采用列文伯格-马夸尔特法对神经网络进行最优参数计算,比传统的梯度寻优法运行效率高。文献[11]采用小波变换对局部放电信号去噪,然后对去噪后信号计算时域包络特征参数,最后结合 BP 神经网络实现缺陷类型诊断。文献[12]采用小波包将信号分解为不同尺度上信号,对各尺度信号计算其标准差、平均值、峭度与偏斜度,将这些参数输入前向概率神经网络对缺陷类型识别;该方法的识别效果与所使用的高斯函数参数有很大关系,但该文献并未给出选择该参数的正确方法。文献[13]采用小波包对 UHF 信号进行分析,以香农熵为标准计算出最佳小波基,对分解后各尺度信号分别计算模极大值、绝对平均值、序列能量,生成高维特征空间,使用非线性降维法提取最佳特征空间,识别取得了较好的效果。文献[14]将离散小波(DWT)与奇异值分解(SVD)相结合提取局部放电的特征量,然后将特征量送入径向基(RBF)神经网络进行类型识别,文中指出,若小波分解的层数越多,则分辨率越低。文献[15]先将变压器超高频法检测的局部放电信号根据时域波形生成四组特征子集,再使用 BP 神经网络基于四组特征子集分别建立特征空间与故障空间的映射关系,对各神经网络系统决策信息采用 DS 证据理论进行融合,最终获得变压器故障综合决策结论。

尽管各文献对神经网络进行了各种改进,然而其依然存在着执行效率低、易陷入局部最优以及诊断推理能力弱等缺点。为了克服神经网络的这些不足,文献[16]采用矢量量化技术分别对训练样本和测试样进行编码,并采用匹配算法来实现放电源的模式识别。其结论表明,矢量量化与快速匹配的识

别效果与 BP 神经网络识别效果基本一致,但是该算法的扩展性与灵活性更好。文献[17]将离散隐式马尔科夫模型与神经网络结合来建立多分类器训练模型实现局部放电模式识别。

由于小波分析与提升小波具有识别准确度高等特点^[18-19],已被成功应用于局部放电的信号去噪与模式识别,因此,本文提出以提升小波包系数熵为特征参数,将提取的特征参数输入离散隐式马尔科夫模型,以识别高压电缆各种局部放电类型的方法。本文人工模拟 3 种局部放电类型对其进行训练与识别,采用识别准确率与算法运行效率作为评价指标,对 BP 神经网络模型、小波系数熵隐式马尔科夫模型以及本文模型的识别效果进行对比,并使用本文方法对现场实际数据进行分析,取得了较为理想的效果。

1 算法原理

局放检测中检测到的局放信号并不是纯净的信号,而是混合的各种干扰信号。问题是检测的信号是否放电,放电又是哪种类型的放电。不同来源信号对设备的危害不同,因此对信号的识别比较重要。现阶段“放电”与“干扰”的识别主要包括两个步骤:第一步是通过学习建立故障识别模型,通过实验室与现场测试收集不同放电源、不同干扰源数据建立训练样本集,基于这些样本集计算特征,构建特征空间,再利用分类器学习样本建立学习模型;第二步是根据识别模型进行模式识别,对于未知信号数据使用与第一步相同的特征提取方法,将提取特征输入已建立的学习模型进行匹配,从而判断该信号是放电还是干扰,且是哪种类型放电,哪种类型干扰。因此,对于放电的识别重点是特征提取和分类器的选择。

1.1 提升小波变换

提升小波变换主要由分解、预测、更新这 3 部分过程构成。

1) 分解过程。定义第 1 层的近似系数为 a_1 , 分解过程将 a_1 分为偶数样本 a_{1+1} 和奇数样本 d_{1+1} ^[20]:

$$\begin{cases} a_{1+1} = a_1(2n) \\ d_{1+1} = a_1(2n+1) \end{cases} \quad (1)$$

式中, n 为近似系数为 a_1 数据的个数。

2) 预测过程。构造预测算子 P , 作用于 a_{1+1} 预测细节分量 d'_{1+1} 。

$$d'_{l+1}(n) = d_{l+1} - \sum_{i=1}^M p(i) a_{l+1}(n - M_d + i - 1) \quad (2)$$

式中: $p(i)$ 为预测算子 P 中第 i 个系数; M 为 P 中系数的个数, $M_d = M/2 - 1$, $M = 2D$, D 为正整数。即用相邻 M 个偶样本预测奇样本, 小波系数(细节系数) d'_{l+1} 为预测误差。

3) 更新过程。构造更新算子 U 作用于预测过程形成的细节系数 d'_{l+1} , 再叠加到偶样本 a_{l+1} 上。

$$a'_{l+1} = a_{l+1} + \sum_{j=1}^N u(j) d'_{l+1}(n - N_d + j - 2) \quad (3)$$

式中: $u(j)$ 为更新算子 U 中第 j 个系数; N 为更新算子的个数, $N_d = N/2 - 1$, $N = 2D'$, D' 为正整数。即用相邻 N 个细节系数预测偶数样本更新 a'_{l+1} ; a'_{l+1} 为 a_l 的近似系数。继续对 a'_{l+1} 分解可得到下一层的近似系数和细节系数。

1.2 提升小波包变换参数选择

选择合适的小波基是小波变换对信号分析时必须考虑的问题之一, 因为不同的小波基对相同信号的分析会有不同的结果。本文根据特征波形和小波基的互相关系数 ρ 来确定最佳小波基, 使 ρ 取最大值的小波即为最佳基函数。相关系数的表达式为

$$\rho = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

式中: x 为带噪放电脉冲波形数据; y 为小波数据; \bar{x} 、 \bar{y} 分别为 x 、 y 的平均值。基于式(4)分别计算 db5、Sym6、Coiflets 以及 Biorthogonal 小波与放电信号的相关系数, 计算的相关系数 ρ 分别为 1.66、1.58、1.56、1.36, 可见, db5 小波的相关系数最大, 因此本文选择 db5 为母小波进行提升运算。

小波分解层数是影响信号分析的另外一个因素, 如果分解层数太小, 各层小波系数特征差异就不大。但当分解层数达到一定的值时, 如果再分解下去, 小波系数特征就已基本无区别。本文选取小波系数能量比来确定分解最佳层数, 即分别计算第 i 层与第 $i+1$ 层的提升小波包系数所对应的能量 $p(i)$ 、 $p(i+1)$, 若 $p(i)/p(i+1) > R$, 则认为 i 为最佳分解层数, 本文选取的 R 为 1。

1.3 小波能量熵提取

本文提取的特征参数为小波能量熵与小波系数熵。定义小波能量熵

$$W_e = - \sum_{i=1}^N p_i \log p_i \quad (5)$$

式中: $p_i = E_i/E$, E 为被测信号所有分解层数提升小波系数能量之和; N 为分解层数; E_i 为 i 层小波系数能量, $E_i = \sum |D_i(k)|^2$, 而 $D_i(k)$ 为小波分解第 i 层高频系数的单支重构, 反映了信号能量沿频率变化的分布规律, k 为每层高频系数个数。

本文采用 Matlab 中的 wrcoef 函数获取被测信号进行提升小波分解各层高频系数的单支重构, 其调用形式如下:

$$d\{i\} = \text{wrcoef}('d', c, l, y, i)$$

输入参数 'd' 表示对被测信号作高频单支重构; c 为小波分解后的系数, 其结构为 CA_N, CD_N, \dots, CD_1 , CA_N 为提升小波分解的逼近系数, CD_N 为提升小波分解各层的细节系数。输出参数的 $d\{i\}$ 为提升小波各层系数的元胞数组, 根据 $d\{i\}$ 可求小波能量熵。

综上所述, 小波能量熵特征向量提取步骤如下: ①分别收集多组不同缺陷放电的波形数据; ②对所采集的波形数据进行提升小波分解; ③获取分解后每层的高频系数 $d\{i\}$; ④根据式(5)计算小波能量熵特征向量 W_e 。

1.4 小波系数熵提取

对信号进行提升小波分解得到各个尺度上的逼近小波系数与细节系数, 可将被测信号的小波多分辨率分解看作对信号的一种划分, 定义划分的测度

$$\mu_j(i) = \frac{d_j(i)}{\sum_{i=1}^{N/2^j} d_j(i)} \quad (6)$$

式中: j 为分解尺度; N 为信号长度; $d_j(i)$ 为第 j 次分解的细节系数。

根据信息熵的基本原理, 定义小波系数熵特征向量

$$W_j = - \sum_{i=1}^{N/2^j} \mu_j(i) \ln \mu_j(i) \quad (7)$$

可见, 小波系数熵是信号在不同分解尺度上对能量分布不确定性的一种衡量。

综上所述, 特征向量提取步骤如下: ①分别收集多组不同缺陷放电原始数据; ②对原始波形数据进行提升小波分解; ③获取分解后的各层细节系数 d_j ; ④根据式(6)计算划分测度 $\mu_j(i)$; ⑤根据式(7)

计算小波系数熵特征向量 W_j 。

1.5 隐马尔科夫模型

将采集的故障信号根据故障类型进行分类,将每一种故障类型信号均分成测试样本与训练样本。对训练样本分别根据 1.3 节、1.4 节求取特征向量 W_o 和 W_j ,然后基于样本特征库使用隐马尔科夫模型训练建立模型库,其流程如图 1 所示。训练样本为具有明显特征的故障信号集合,大量训练样本特征信号构成模型库。现场检测的各种实际信号为被测样本,在获取了被测样本的特征向量后,若被测样本的特征信息与模型库中的某类故障类型的特征信息相符,则可认为被测样本属于该类故障。

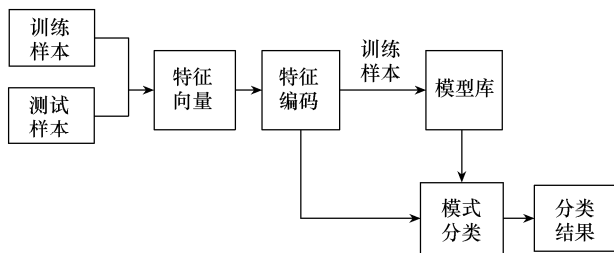


图 1 马尔科夫算法流程框图

1) 离散隐马尔科夫模型基本原理

离散隐马尔科夫数学模型可表示为 $\lambda=(N, M, \pi, A, B)$, N 为马尔科夫链中状态个数, M 为每种状态可能的观察值个数, π 为初始状态概率分布参数, A 为状态转移矩阵, B 为观察值矩阵。离散隐马尔科夫模型由底层隐藏的马尔科夫链以及外层产生观察值序列的随机过程构成。上述参数定义及说明详见文献[17]。

2) 特征值量化

数据量化使用 Matlab 工具箱中自带方法 lloyds。将信号分成 $N-1$ 个幅值区域,每个幅值区域包含若干信号样本,将这 N 个相邻区域所包含的样本个数映射成 N 个离散值,则所生成的每个区域索引值 $d(x)$ 为训练码本,即

$$d(x)=\begin{cases} 1 & x \leq part(1) \\ i & part(i)<x \leq part(i+1) \\ N & part(N-1)<x \end{cases} \quad (8)$$

式中: i 为自然数; x 为需要进行编码的特征值; $part(i)$ 为分区的边界点; $d(x)$ 为信号的整数型量化码本。

调用函数 lloyds 时,输入参数 a 为每个样本的特征向量,初始化码本个数选为 6。输出参数 $part(i)$ 为所找到的分区边界点。codebook 为码本,本文并

未直接使用 codebook 作为码本,而是使用量化后的整型码本 $d(x)$ 。

3) 模型训练

与其他识别算法相似,采用离散隐马尔科夫模型对故障类型分类也主要由训练和识别两个部分构成。训练过程主要是要得到每种故障类型对应于离散隐马尔科夫模型的最优参数。

仿真时选用 Matlab 中自带的离散隐马尔科夫训练模型函数 dhmm_em。输入参数为先验第 k 类 ($k=1, \dots, n$) 训练样本序列 $O_{tr}=\{O_{tr1}, O_{tr2}, \dots, O_{trT}\}$,利用 Baum-Welch 模型,在初始模型 $\lambda_0=(N, M, \pi_0, A_0, B_0)$ 基础上计算新模型 $\lambda_{r1}=(N, M, \pi_1, A_1, B_1)$, λ_{r1} 输出的概率 $P(O_{te}|\lambda_{r1})$ 与 λ_0 输出的概率 $P(O_{te}|\lambda_0)$ 必然不同。因此,进行迭代运算,当达到预先给定的迭代次数或输出概率 $P(O_{te}|\lambda_n)$ 满足所设定的收敛条件时结束迭代。于是,便得到了第 n 类样本的最优模型参数 $\lambda_n=(N, M, \pi, A, B)$ 。

将待测数据输入已训练好的离散隐马尔科夫模型,根据每个待测数据属于模型库中不同放电类型的相似概率,便可判断测试数据的所属类别,如测试样本集 $O_{te}=\{O_{te1}, O_{te2}, \dots, O_{teM}\}$ 。根据离散隐马尔科夫模型计算每个模型 λ_n 的输出概率 $P(O_{te}|\lambda_n)$,将最大概率所对应的模型序号 k 作为识别结果即可完成测试数据分类。

本文选取的训练终止条件是,当输出的相似概率小于 1×10^{-4} 时迭代终止。

2 缺陷模型及放电数据

为了研究电缆局部放电特性,采用实际电缆搭建实验平台。电缆为三相铜芯交联聚乙烯电缆,截面积为 240mm^2 ,长度为 200m ,电缆沿实验室四周墙面展开,中间有 3 个接头,分别位于 50m 、 75m 和 150m 处,电缆外护套与铜屏蔽连接,并接入实验室大地,如图 2 所示。



图 2 电缆试验平台照片

在电缆接头上设置人工缺陷,如图3所示,分别为:①悬浮放电缺陷。取一根导线缠绕在A相终端接头外护套上,一端悬空,另一端与终端接头导体相距1mm,并用绝缘胶布固定;②针刺放电模型。在距离测试端50m的B相中间接头处,剥开外铠、填充物及屏蔽层,在主绝缘层上插入一根曲率半径为 $10\mu\text{m}$ 的铜针,铜针插入主绝缘的厚度为3mm,外露于空气中的高度为3mm。



(a) 悬浮放电缺陷



(b) 尖端放电缺陷

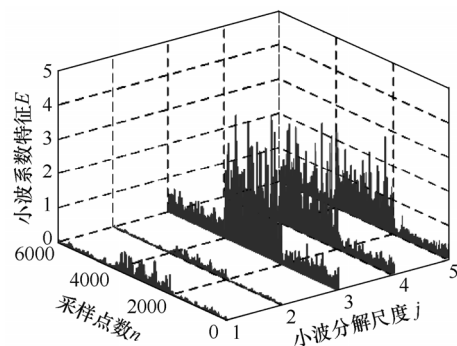
图3 实验室的典型人工缺陷

3 参数提取与模式识别

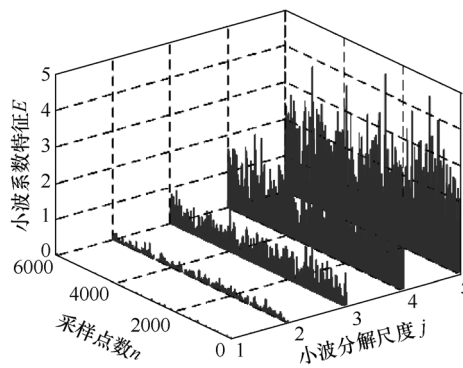
3.1 小波分解提取参数

对两种放电模型及干扰分别采集100组样本数据,每种类型的训练样本为80组,测试样本为20组,3种训练样本数据一共240组,3组测试样本一共60组。

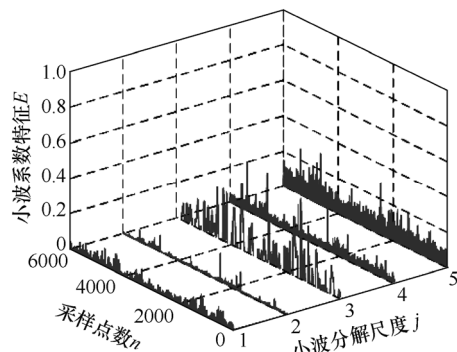
采用提升小波提取特征参数时,母小波的选择非常重要,只有选择到合适的母小波,才能提取出最多的小波系数。对能量有限的PD脉冲和小波函数,相关系数 ρ 的大小由PD信号与小波函数乘积的积分所决定。在同一个尺度上,当产生较大相关系数时,PD脉冲和小波函数的小波变换值有可能较大。本文在选择母小波时依据式(4)计算相关系数。经过大量对比发现,db5小波的相关系数最大。因此,本文以db5小波进行提升小波分解,最佳分解层数为5层,提取的3种信号提升小波包系数特征值如图4所示。



(a) 悬浮放电



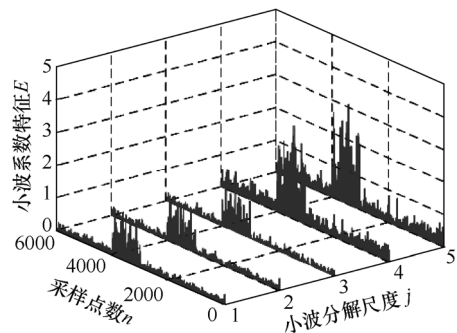
(b) 尖端放电



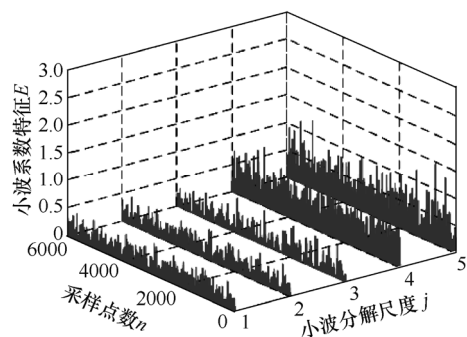
(c) 现场干扰

图4 不同模型的提升小波包系数特征值

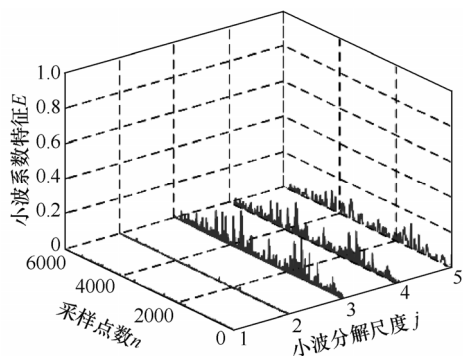
为对比起见,以db5、分解层数为5层做小波分解,得到的3种信号小波系数特征值如图5所示。



(a) 悬浮放电



(b) 尖端放电



(c) 现场干扰

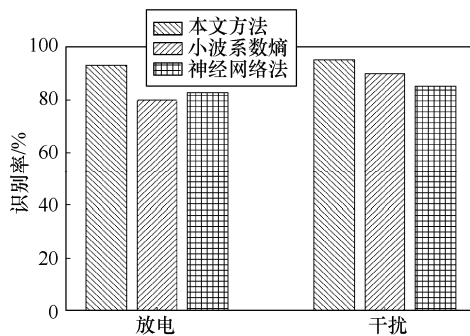
图5 不同模型的小波系数熵特征值

3.2 识别结果分析与对比

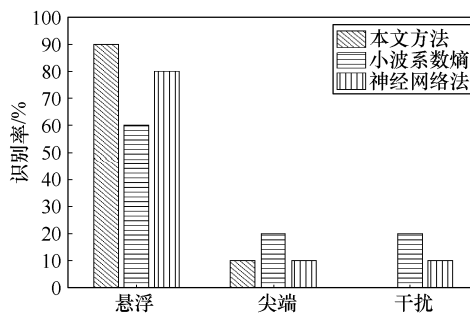
本文使用 Matlab 进行编码, 主要从两个方面进行了对比: ①特征方面, 对比了小波系数熵、提升小波包系数熵时的识别准确率; ②分类器方面, 对比了本文所提方法隐马尔科夫模型、BP 神经网络模型进行模式识别, 对识别结果进行统计及分析。

图6所示为实验室采集的放电与现场采集的干扰识别结果。图6(a)所示为所有测试数据识别为放电与干扰的平均识别率。3种方法识别为放电的识别率分别为93%、80%、82%。3种方法识别为干扰的识别率分别为95%、90%、85%。从图6(b)可见, 对于悬浮放电, 使用本文方法、小波系数熵结合隐马尔科夫模型、提升小波包系数熵与BP神经网络3种方法均可识别为放电, 3种方法识别为悬浮放电的识别率分别为90%、60%、80%。从图6(c)可见, 对于尖端放电, 使用本文方法、小波系数熵结合隐马尔科夫模型、提升小波包系数熵与BP神经网络3种方法均可识别为放电, 3种方法识别为尖端放电的识别率分别为95%、90%、80%。从图6(d)可见, 对于干扰, 使用本文方法、小波系数熵结合隐马尔科夫模型、提升小波包系数熵与BP

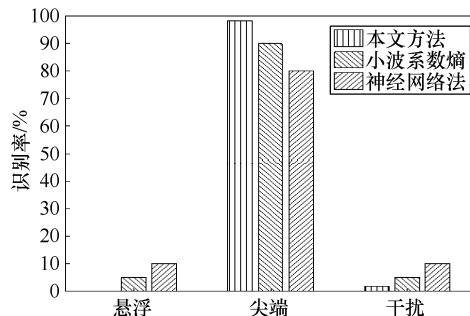
神经网络3种方法均可识别为干扰, 3种方法识别为干扰的识别率分别为95%、90%、85%。



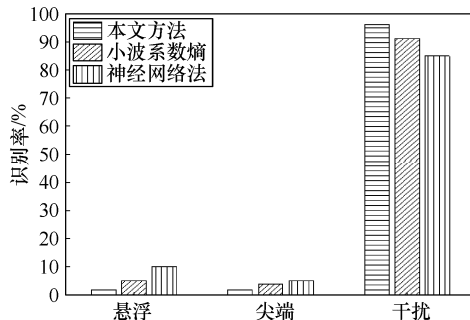
(a) 放电与干扰平均识别率



(b) 悬浮放电识别结果



(c) 尖端放电识别结果



(d) 干扰识别结果

图6 放电与干扰识别结果

以提升小波包分解各尺度上的系数熵、能量熵为特征,基于离散隐马尔科夫模型,对3类信号的具体识别结果及算法执行效率见表1。表1中第二到第四列对角线数据分别表示放电样本识别正确的个数。表1中第二到第四列其他数据表示某种放电类型被判为其他放电类型的个数。从识别结果看,总的识别率达到93.3%,表明同类放电的提升小波分解各尺度上的小波系数具有很大的相似性,不同放电类型的提升小波各尺度系数差异较大。由于提升小波包分解会同时对低频与高频系数进行分解,因此其多分辨率的优势得到了更好的体现。同时也说明,在局部放电模式识别中隐马尔科夫模型分类器有较好的识别效果。

表1 提升小波包系数熵与隐马尔科夫模型识别效果

放电类型	悬浮放电	尖端放电	干扰	识别率/%
悬浮放电	18	0	2	90
尖端放电	1	19	0	95
干扰	0	1	19	95
平均运行时间/s	13.75			

以小波分解各尺度上的系数熵、能量熵与离散隐马尔科夫模型识别效果见表2,其数据表示意义同表1。从表2的识别效果来看,总体识别效果较提升小波包要差一些。这是因为一代小波仅对逼近系数进行分解,在每个尺度上的系数对信号的刻画没有提升小波包精细,从而导致特征参数并非最优。该方法的平均运行时间高于本文方法。

表2 小波系数熵与隐马尔科夫模型识别效果

放电类型	悬浮放电	尖端放电	干扰	识别率/%
悬浮放电	12	4	4	60
尖端放电	1	18	1	90
干扰	1	1	18	90
平均运行时间/s	15.06			

为了对比本文方法与神经网络识别的效果,本文选取激励函数为S的3层神经网络。神经网络的输入层参数为db5提升小波包分解后各尺度的小波系数熵及小波能量熵。训练过程中网络输出用[0 0 1]代表悬浮放电,[0 1 0]代表尖端放电,[1 0 0]代表干扰。识别效果见表3。从表3中可见,总识别率为83.3%。其总识别率较提升小波与隐马尔科夫模型要差。从平均运行时间看,神经网络训练时间略高于隐马尔科夫模型训练时间。

表3 提升小波包系数熵与神经网络识别效果

放电类型	悬浮放电	尖端放电	干扰	识别率/%
悬浮放电	16	2	2	80
尖端放电	2	16	2	80
干扰	1	2	17	85
平均运行时间/s	14.56			

4 现场应用

使用本文提出的方法对现场数据进一步分析,现场数据采集对象为电缆,使用传感器特高频传感器(HFCT),现场测试如图7所示。图8所示为现场测试采集的原始波形图。



图7 现场检测照片1

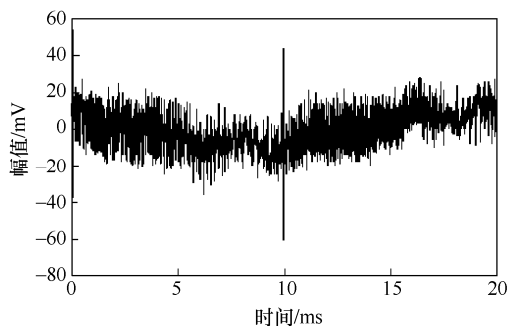


图8 原始波形图1

对50组采集的数据进行脉冲提取得到PRPD谱图,如图9所示。从图9可见,所采集的数据无明显相位特征,因此应为干扰。采用本文方法首先计算提升小波包系数特征,如图10所示,将提取的特征输入已经训练好的隐马尔科夫模型进行识别,识别结果如图11所示。从图11可见,使用本文的识别方法属于干扰的概率为89%,因此判断现场所采集的数据为干扰,其界面显示如图12所示。

进一步对现场数据进行分析,对桂林某局进行电缆检测,其现场检测照片如图13所示。使用传感器特高频传感器(HFCT)检测的原始波形如图14所示。对该组数据进行谱图及提升小波包分析分别如图15和图16所示。

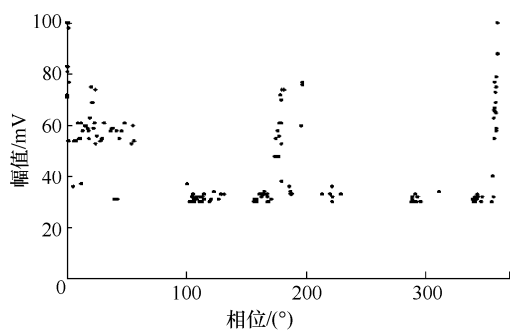


图9 PRPD谱图1

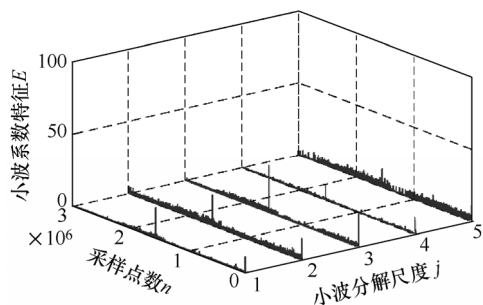


图10 提升小波系数特征图

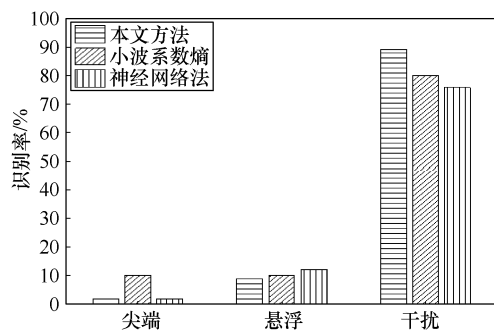


图11 识别结果1

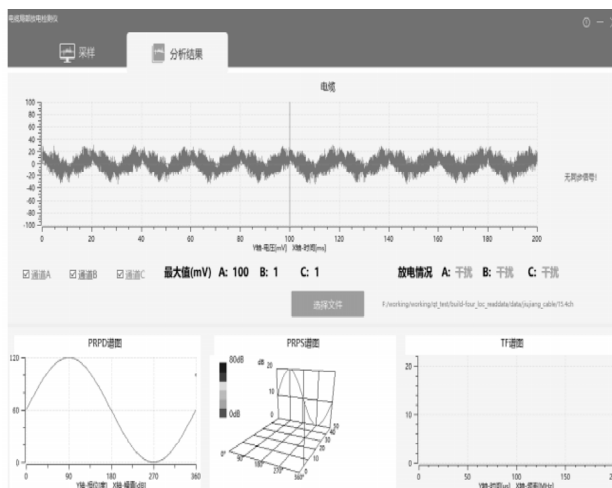


图12 界面显示1



图13 现场检测照片2

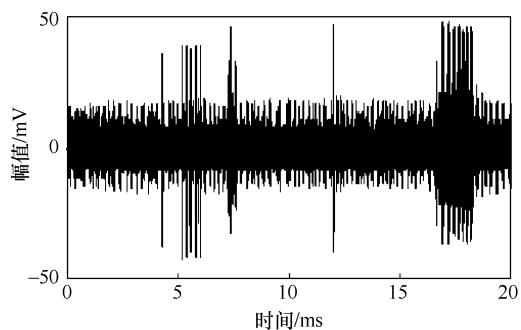


图14 原始波形图2

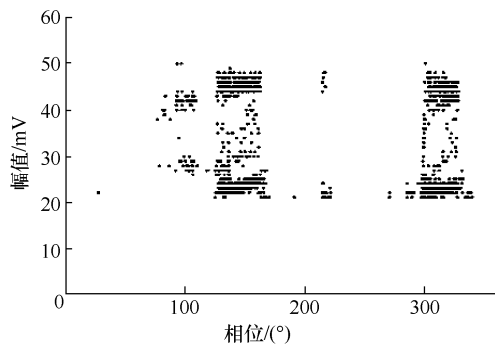


图15 PRPD谱图2

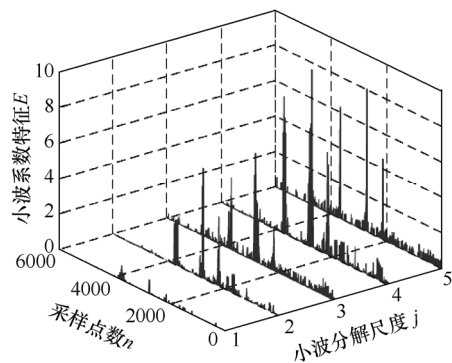


图16 小波系数特征图

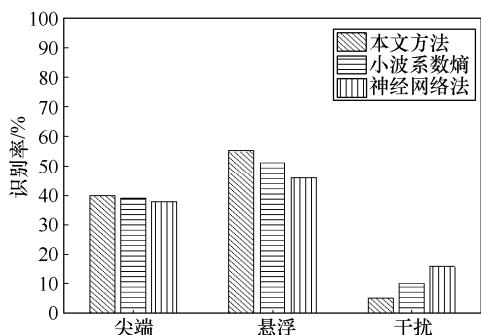


图 17 识别结果 2

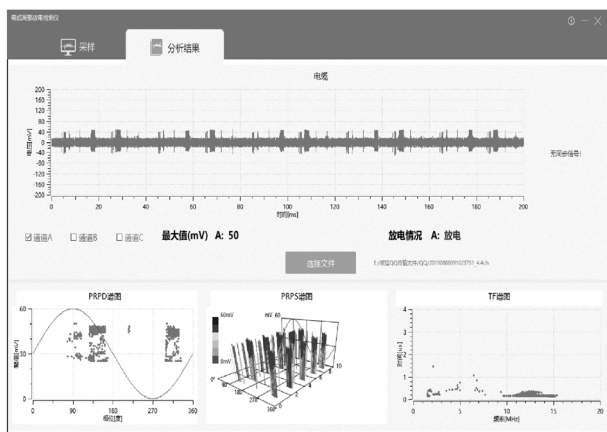


图 18 界面显示 2

从图 15 可见, 所采集的数据有明显相位特征, 脉冲主要集中在 $90^\circ \sim 180^\circ$ 和 $279^\circ \sim 360^\circ$ 之间, 因此应为放电。采用本文方法、传统小波系数熵、神经网络分别对该组数据进行模式识别, 识别结果如图 17 所示。从图 17 可见, 属于悬浮的概率稍大于尖刺, 且识别概率为 55%, 这是由于现场环境复杂, 夹杂着的放电类型不单一且受模型库影响的缘故。电缆局放检测仪客户端显示结果如图 18 所示, 判断为放电。

5 结论

基于实验室数据及现场测试数据, 本文分别对比了传统小波系数熵、提升小波包系数熵作为特征量基于离散隐马尔科夫模型分类结果以及提升小波包系数熵作为特征量基于 BP 神经网络的分类结果。发现提升小波包系数熵作为特征量, 以离散隐马尔科夫模型作为分类识别的方法, 分类结果正确率为 93.3%, 较其他两种方法效果好。这主要得益于提升小波在各分解尺度上同时对高频系数与低频系数进行分解, 得到了更加细微刻画局部放电类型特征的小波系数。利用提升小波包更优良的多分辨

率特性, 可更好地得到放电故障特征的系数熵与能量熵。

本文采用提升小波包分解与离散隐马尔科夫模型分类器的识别方法, 在实验室环境的人工缺陷模型和现场使用中均取得了一定的识别效果。

参考文献

- [1] 李海英, 李玄, 宋建成. 基于雷达图法的矿用高压电缆安全预警模型[J]. 煤炭学报, 2012, 37(11): 1941-1946.
- [2] 唐明, 梁得亮, 王青山, 等. 矿用电缆局部放电监测的最优二代小波包基降噪[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(12): 32-37, 76.
- [3] Tang Ming, Sun Jianyang, Guo Jianzhao, et al. Time domain modeling and simulation of partial discharges on MV cables by vector fitting method[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(2).
- [4] Sahoo N C, Salama M, Bartnikas R. Trends in partial discharge pattern classification: a survey[J]. Dielectrics and Electrical Insulation, IEEE Transactions on, 2005, 12(2): 248-264.
- [5] 周凯, 吴广宁, 吴建东, 等. 基于局部放电统计参量的脉冲电压下绝缘老化分析[J]. 电工技术学报, 2008, 23(4): 6-12.
- [6] 崔青, 方欣, 张志磊, 等. 基于模糊 c 均值算法和改进归一化的变压器故障诊断方法[J]. 电气技术, 2019, 20(11): 46-48, 67.
- [7] Salama M A, Bartnikas R. Determination of neural-network topology for partial discharge pulse pattern recognition[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 446-456.
- [8] 陈敬德, 李峰, 孙源文, 等. 基于 KNN 和 MSR 的局部放电模式识别研究[J]. 电气技术, 2018, 19(1): 10-14.
- [9] Su M S, Chen J F, Lin Y H, et al. Identification of partial discharge location in a power cable using fuzzy inference system and probabilistic neural networks[J]. Electric Power Components and Systems, 2012, 40(6): 613-627.
- [10] 谈文刚, 陈祥训, 郑健超. 采用小波分析与神经网络技术的局部放电统计识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(9): 1-5, 18.
- [11] Chang C S, Jin J, Chang C, et al. Separation of corona using wavelet packet transform and neural network for detection of partial discharge in gas-insulated substations[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,

2005, 20(2, 2): 1363-1369.

- [12] 毛颖科, 关志成, 王黎明, 等. 基于 BP 人工神经网络的绝缘子泄漏电流预测[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(27): 7-12.
- [13] 李立学. GIS 局部放电超高频包络检测研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [14] Evagorou D, Kyprianou A, Lewin P L, et al. Feature extraction of partial discharge signals using the wavelet packet transform and classification with a probabilistic neural network[J]. IET Science Measurement & Technology, 2010, 4(3): 177-192.
- [15] 唐炬, 谢颜斌, 周倩, 等. 基于最优小波包变换与核主分量分析的局部放电信号特征提取[J]. 电工技术学报, 2010, 25(9): 35-40.
- [16] 杨丽君, 廖瑞金, 孙才新, 等. 矢量量化在局部放电模式识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2009,

29(31): 122-127.

- [17] 汪可, 杨丽君, 廖瑞金, 等. 基于离散隐式马尔科夫模型的局部放电模式识别[J]. 电工技术学报, 2011, 26(8): 205-212.
- [18] 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.
- [19] 杨洪, 古世甫, 谭乐. 基于神经网络和证据理论的局部放电多特征融合识别[J]. 水电能源科学, 2012, 30(11): 184-187, 166.
- [20] 何巨龙, 王根平, 刘丹, 等. 配电系统谐波扰动的定位与识别研究[J]. 电气技术, 2016, 17(12): 25-30.

收稿日期: 2020-03-09

作者简介

钱帅伟 (1983-), 工程师, 主要从事生产技术管理工作。

(上接第 92 页)

- [4] 林莉, 何月, 王军兵, 等. 中性点不接地电网单相接地时电压互感器损坏机理[J]. 高电压技术, 2013, 39(5): 1114-1120.
- [5] 李云阁, 施围. 应用解析法分析中性点接地系统中的工频铁磁谐振-谐振判据和消谐措施[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(9): 141-145.
- [6] Jing Z, Xu D, Yu C, et al. Bifurcations, chaos, and system collapse in a three node power system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2003, 25(6): 443-461.
- [7] 赵小军, 张晓欣, 李慧奇, 等. 基于谐波平衡法的变压器直流偏磁电路-磁路频域耦合模型[J]. 电工技术学报, 2014, 29(9): 211-218.
- [8] 刘凡, 孙才新, 司马文霞, 等. 铁磁谐振过电压混沌振荡的理论研究[J]. 电工技术学报, 2006, 21(2): 103-107.
- [9] 石启新, 谈顺涛. 基于 Matlab 的电压互感器铁磁谐振数字仿真[J]. 高电压技术, 2004, 30(8): 25-27, 49.
- [10] 刘玉凤, 宋成伟, 吴作元. 开磁路电压互感器防铁磁谐振性能分析[J]. 变压器, 2018, 55(8): 52-55.
- [11] 葛栋, 鲁铁成, 王平. 配电网铁磁谐振消谐机理仿真计算研究[J]. 高电压技术, 2003, 29(11): 15-17.

- [12] 蒋德福. 分频谐振的计算和分析[J]. 高电压技术, 1985(3): 35-41.
- [13] 秦连城, 魏国平, 徐贵林, 等. 电压互感器铁磁谐振的计算及分析[J]. 高电压技术, 1987(4): 34-38.
- [14] 安婷, 刘庆成. 铁磁谐振过电压的理论分析[J]. 电网技术, 1986(4): 20-26.
- [15] 金宜民. 应用增量描述函数理论计算断路器均压电容引起的铁磁谐振过电压[J]. 高电压技术, 1987(3): 33-38, 32.
- [16] 李其莹. 中性点不接地系统铁磁谐振的并联电路计算模型与诊断方法[J]. 变压器, 2019, 56(2): 34-38.
- [17] Mozaffari S, Sameti M, Soudack A C. Effect of initial conditions on chaotic ferroresonance in power transformers[J]. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, 2002, 144(5): 456-460.
- [18] 哈恒旭, 杜正旺, 周海全, 等. 配电网 PT 铁磁谐振的机理分析[J]. 电力科学与技术学报, 2010, 25(1): 60-66.

收稿日期: 2020-03-08

作者简介

韩国强 (1985-), 山东省德州市人, 本科, 工程师, 主要从事油田电气节能设备的研发与推广工作。