基于变分模态分解和多尺度排列熵的配电网电缆终端局部放电信号特征提取研究

马兴明[1]，赵立胜[2]，毛新宇[1]，刘骥[2]

（1. 国网黑龙江省电力有限公司大庆供电公司，黑龙江 大庆 163458；
2. 哈尔滨理工大学，黑龙江 哈尔滨 150080）

摘要： 针对配电网电缆终端绝缘缺陷引起的局部放电问题，建立了一种基于高频CT的局部放电监测系统，并利用HFCT采集到的局部放电信号经调理后的数据进行局部放电特征提取和识别，提出了一种基于变分模态分解和多尺度排列熵结合的特征提取算法。利用变分模态分解算法对局部放电波形进行模态分解后，提取有效模态分量，并求取各模态分量对应的多尺度排列熵，计算局部放电信号的特征矩阵。采用PCA算法筛选出最优特征向量集，采用传统BP神经网络和支持向量机分类器对特征集进行模式识别。实验结果表明，对实验环境下采集到的PD信号采用该方法提取得到的特征量均具有较高的正确识别率，平均识别率能达到96.7%和98.3%，充分说明该特征提取方法可以有效提取到不同放电类型PD信号的特征。此方法识别准确度较高，适用于环网柜局部放电特征提取和模式识别，具有一定的工程意义。

关键词： 特征提取；局部放电；环网柜；高频法；模式识别

Research on feature extraction of partial discharge signal of distribution cable terminal based on variational mode decomposition and multi-scale permutation entropy

MA Xingming[1], ZHAO Lisheng[2], MAO Xinyu[1], LIU Ji[2]

(1. Heilongjiang Power Grid Co., Ltd., Daqing Power Supply Bureau, Daqing 163458, China;
2.Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Aiming at the power system fault caused by insulation defect or aging in the Ring Main Unit, a partial discharge monitoring system using the high frequency method was established, and based on the characteristics of its detection principle, the partial discharge pattern data that collected by the HFCT was used to extracted features and identify the partial discharge pattern. A feature extraction algorithm combining VMD and MPE is proposed. After modal decomposition of the partial discharge waveform using the VMD algorithm, the effective modal components are extracted, and the multi-scale permutation entropy corresponding to each modal component is calculated, the characteristic matrix of the partial discharge signal is calculated, and the optimal characteristic is selected vector set based on PCA. The BP neural network and SVM are used to perform pattern recognition on the feature set. The experimental results show that for the PD signals collected in the experimental environment, the feature quantities extracted by this method have a high correct recognition rate, and the average recognition rate can reach 96.7% and 98.3%, which fully shows that the feature extraction method can be effective extract the feature of different discharge types. This method has high recognition accuracy. It is suitable for the partial discharge pattern recognition of the Ring Main Unit and has certain engineering significance.

Key words: feature extraction; partial discharge; ring main unit; high frequency method; pattern recognition

国家电网有限公司总部科技项目（5224161900F6）资助

0 引言

随着配电网规模的逐步增加，环网柜在电力系统中逐渐占据着重要的位置。环网柜内部绝缘的缺陷或劣化等问题，将直接危及环网柜内绝缘设备的正常运行，直接关系到电网安全稳定[1]。局部放电（Partial Discharge，PD）是电缆终端绝缘劣化的重要征兆和表现形式，对于环网柜的局部放电监测成为配电网安全稳定运行的关键[2]。

局部放电在线监测手段分为非电测法和电测法两大类。非电测法包括超声波法、光检测法和热监测法等，电测法包括高频检测法、暂态对地电压检测、超高频法和脉冲电流法等。脉冲电流法是IEC 60270推荐的一种比较成熟的PD检测方法，但受现场干扰，一般只用于实验室和出厂实验。文献[3-4]表明特高频法灵敏度高，能够避免低频段的噪声和干扰，但设备天线不易安装且信号的频率高、传输距离有限。文献[8]采用超声波法测量GIS设备局部放电，其检测设备使用方便，但所含故障信息存在信号不明显情况，且声波在空气中传播损耗严重。文献[6]采用Fabry-Perot、Mach-Zehnder和Michelson三种干涉原理的光纤传感器，避免电磁干扰的同时，减弱或者消除超声波传播过程中的多路径问题，但由于该检测方法是侵入式的，限制了其在现场的应用。文献[7]采用罗氏线圈的原理对XLPE电缆的局部放电进行在线监测，其结果证明了高频罗氏线圈方法在局部放电在线监测中的有效性。因此，可以采用高频法测量封闭式环网柜内电缆附件的局部放电。

对于局部放电的模式识别，特征提取是极其重要的环节。提取的特征量能否表征PD信号的本质特征直接关系到模式识别的准确性。

目前 PD 信号特征提取方法主要有基于相位分布模式局部放电（Phase Resolved Partial Discharge，PRPD）统计谱图的特征提取方法和时域分析法两类。PRPD提取方法一般是针对PD信号的统计分布谱图，常用方法有基于ϕ-n和ϕ-q二维谱图的统计特征分析法、分形特征分析法和散点集的分形特征分析法等。而PRPD方法得到的特征量维数较高，会出现信息冗余，运用神经网络、支持向量机等算法进行识别容易出现过拟合等问题。

针对上述局部放电信号采集及特征提取的不足，本文提出了一种基于高频法的采集及其信号模式识别的方法。采用高频法进行局部放电检测，设计符合柜体使用的高频传感器及其调理电路，此方法在信号采集上较为简单方便且成本较低。根据采集信号特点，采用Hilbert-VMD算法分解局部放电信号，根据频域自适应选择信号的有效模态，克服了传统EMD方法抗噪声能力弱、容易造成模态混淆的缺点。然后对各个有效模态进行多尺度排列熵（Multiscale Permutation Entropy，MPE）运算，得到信号的特征矩阵，随后采用主成分分析法（Principal Component Analysis，PCA）对特征矩阵进行特征选择，降维处理，筛选掉冗余特征，以提高模式识别的效率。最后，采用支持向量机与传统神经网络对选择的特征集合进行模式识别。结果表明，本文中的特征提取算法能够准确提取三种放电信号的特征，提高模式识别准确率，具有一定的应用前景。

1 实验系统

环网柜属于封闭式电气设备，因此很多检测方式无法探测其内部的电气设备运行状态。然而在环网柜内部发生局部放电时，由于较大的电流变化，在供电电缆的金属屏蔽层上产生较高频率的脉冲电流，并顺着接地线流入大地。该电流很微弱，且具有频率较高、分布较广和脉冲时间较短等特点。而具有高灵敏度、高带宽频率、稳定性较高和信号还原度高的高频传感器（HFCT）适用于该类信号检测。

1.1 试验系统与放电模型

实验室环境下采用GGD型配电柜，交流调压器控制高压实验变压器输出电压，将高频传感

器套至放电模型的接地线上，输出端接至检测电路采集放电信号的波形数据，实验原理如图1所示。

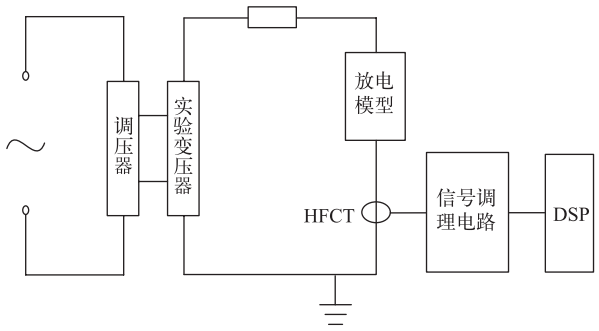


图 1　试验平台原理图

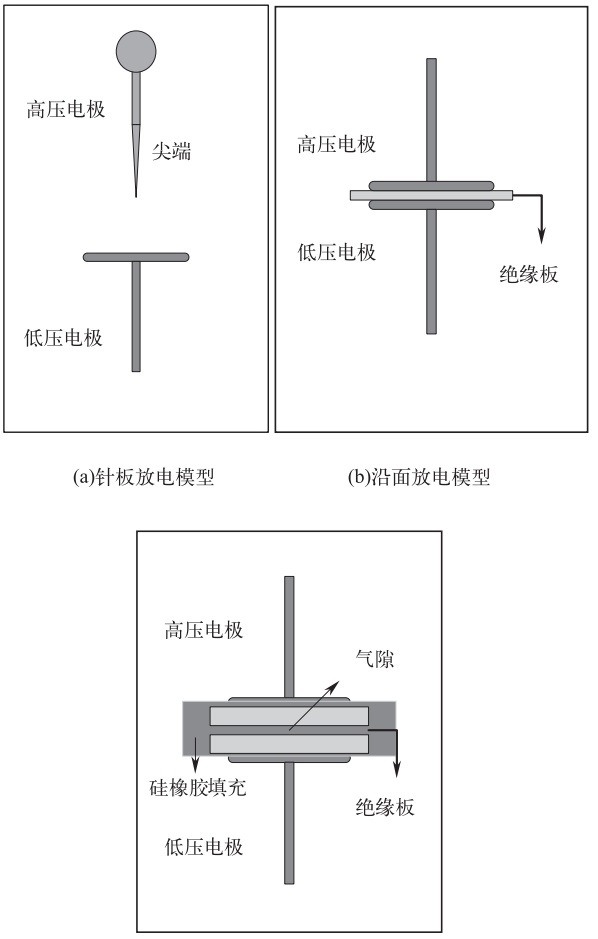
Fig. 1 The schematic diagram of experimental setup

电缆终端头制造时的工艺问题会造成内部半导电层受损、连接管压接变性、金属屏蔽损坏以及线芯存在毛刺等缺陷，导致电场分布极不均匀，引发针板类型放电。

电缆终端头的套管、应力锥的电介质圆角表面和电缆终端的端部，由于制作工艺不良使半导电层切口处不光滑，导致运行时电场分布不均匀，应力锥失效，引发沿面类型放电。

电缆终端绝缘层中因制作工艺、老化问题形成的油隙、气隙和杂质，其相对介电常数通常小于绝缘层的相对介电常数，故电场集中分布在这些缺陷位置，形成内部类型放电。

实验模拟搭建环网柜内电缆终端头经常发生上述三种放电类型，其模型如图2所示。



(a)针板放电模型　(b)沿面放电模型

(c)内部放电模型

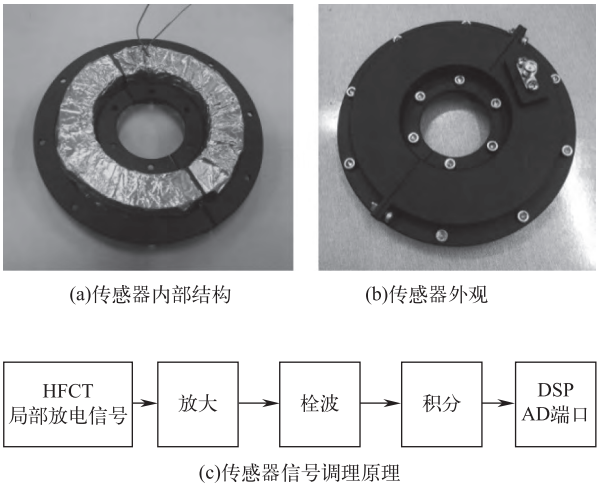
图 2　三种放电模型

Fig. 2 Partial discharge model

1.2　信号采集传感器

高频电流传感器是一种穿心式的线圈，它依据电磁感应原理检测线圈内通过的电流。本文采用Ni-Zn200作为磁芯材料制得高频传感器，实物图如图3所示。

根据高频电流传感器的微分特性，需要对HFCT采集到的信号进行放大、检波、跟随、积分和反向等信号处理，以满足AD的信号采集要求。基于上述平台，采用DSP采集到三种电缆终端中常见的放电类型的数据，如图4所示。



(a)传感器内部结构　(b)传感器外观

(c)传感器信号调理原理

图 3　高频传感器实物图

Fig. 3 The physical picture of HFCT

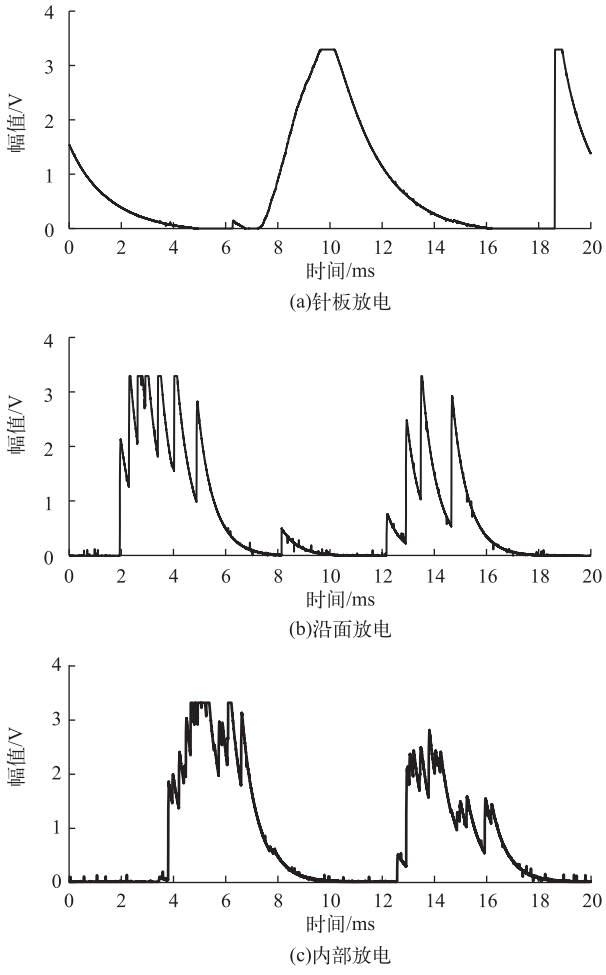


图 4　三种放电模型信号时域图

Fig. 4 The time domain waveforms of discharge signals in three type of discharge models

2　局部放电模式特征提取方法分析

本文分别采集针板放电模型、沿面放电模型和内部放电模型三种PD信号共600个样本（每种PD 信号选取200个样本）。由于每种放电模型不同，放电的起始电压也不同，因此各放电类型的实验电压并没有可比性，在后续处理中需对采集到的PD信号进行归一化处理。

2.1　局部放电信号的Hilbert-VMD时频分析

Hilbert-Huang变换由经验模态分解（Empirical Mode Decomposition，EMD）和Hilbert变换两部分组成，是一种非平稳、非线性的自适应时频分析方法，可根据信号的局部时变特征进行自适应的时频分解。变分模态分解（Variational Mode Decomposition，VMD）算法是一种具有数学理论支撑的、非递归和具有自适应性的信号处理方法。本文采用VMD算法代替Hilbert-Huang变换中的EMD算法，将信号分解成带限且具有不同中心频率模态分量，其本质为维纳滤波器，以解决EMD算法由于过分解产生的模态混叠现象。

分别采用Hilbert-VMD方法和Hilbert-Huang方法对上述采集到的PD信号进行分析。图5和图7分别是三种PD信号经Hilbert-VMD变换得到的时域图和频域图。图8和图10分别是三种PD信号经Hilbert-Huang变换得到的时域图和频域图。不同的模态数分解得到的模态中心频率不同，因此模态数的确定会影响最后的分解结果。由于采用硬件电路的方式对局部放电初始信号进行了积分运算等处理，当信号通过积分器时，信号的频率将会变成一个给定的定值，故可以认为当分解后的第K个模态信号频域在不同于原信号$f(t)$频率出现幅值时，对于本文的有效VMD分解模态数为$K-1$。图5～图7所示，设置初始模态数为5，得到三种局部放电信号的模态分量；当分解模态数为4时，三种模型的信号明显出现在其他频率，所以选择的有效模态数为3，可认为其他模态为该信号的冗余模态。

对比图5和图8、图6和图9及图7和图10可见，基于Hilbert-Huang变换的模态数并没有固定数目，这也是EMD分解的最大弊端。

由于内部放电和沿面放电受绝缘表面滞留空间电荷的反向电场抑制作用，会存在更多局部放电的反复过程，因而从特征波形上看沿面、内部放电的波形脉冲毛刺要多于针板放电。通过测试，对于采集到的针板放电数据，大部分的EMD分解模态数在6～8之间，而对于内部放电和沿面放电的数据，模态数甚至可以达到10个。随着模态数的增大，EMD分解产生了相关度更低的模态，这些模态与原始信号的相关系数很低，并不能表达出原始信号的特征，且会在后续特征提取和模式识别的运算中造成大量的冗余数据。

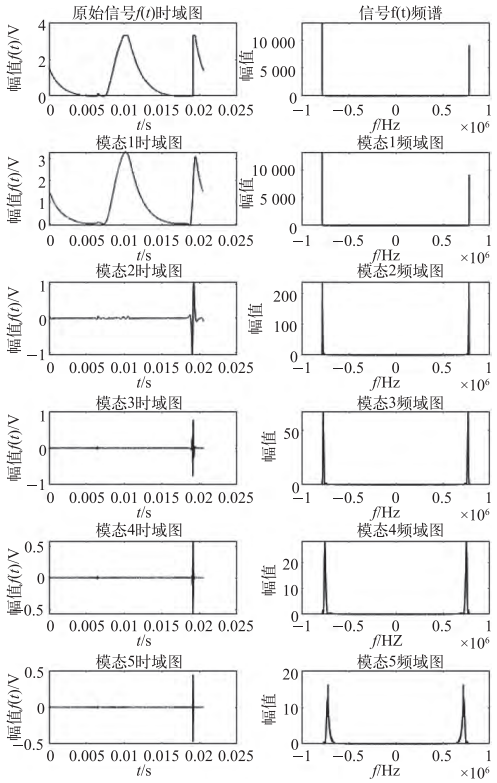


图 5　基于 Hilbert-VMD 的针板放电时频分析

Fig. 5 The results of needle-to-plate discharge based on Hilbert-VMD

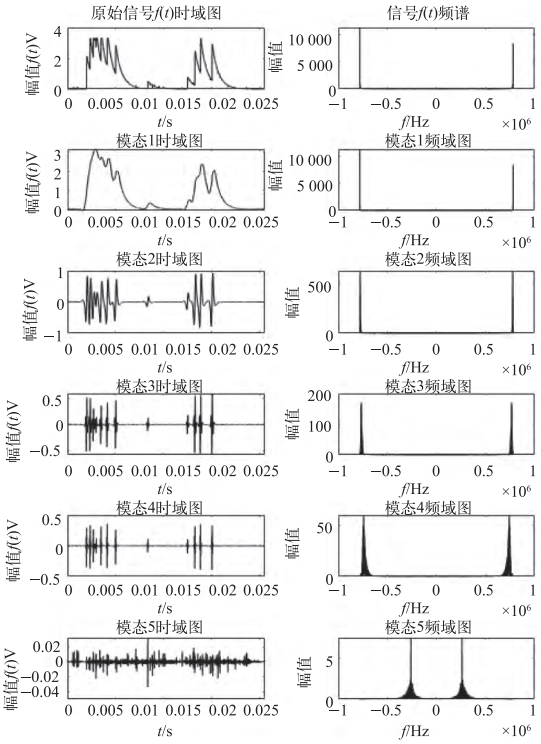


图 6　基于 Hilbert-VMD 的沿面放电时频分析

Fig. 6 The results of surface discharge based on Hilbert-VMD

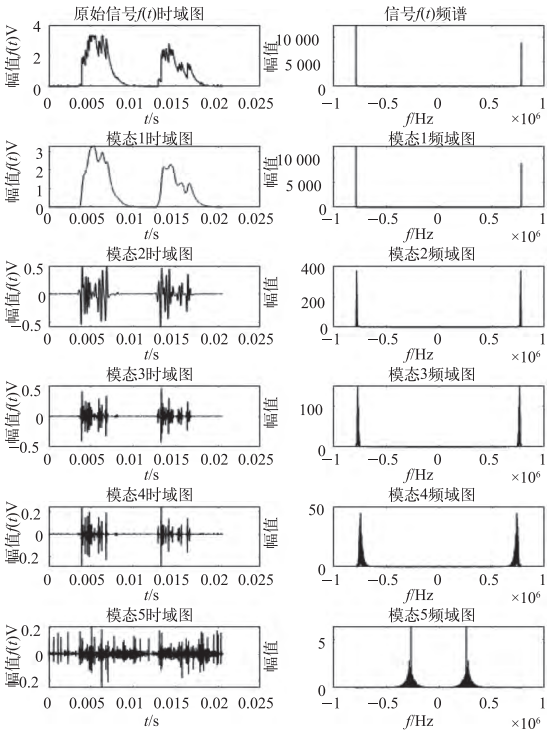


图 7　基于 Hilbert-VMD 的内部放电时频分析

Fig. 7 The results of internal discharge based on Hilbert-VMD

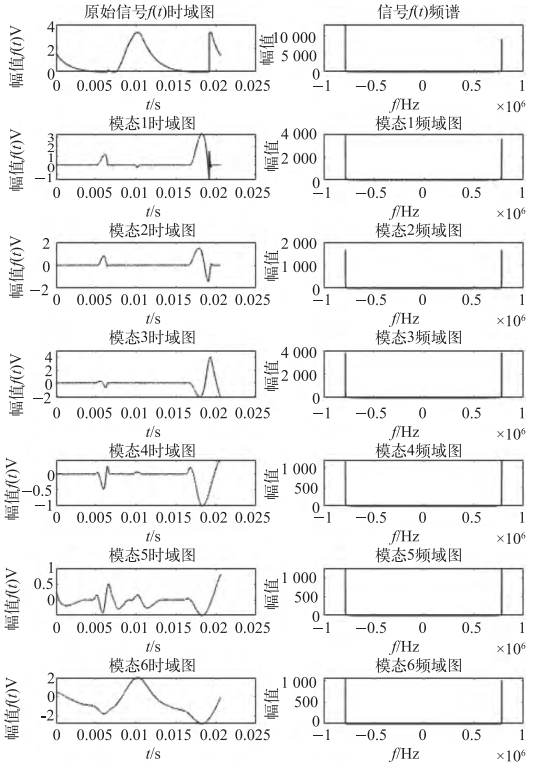


图 8　基于 Hilbert-Huang 的针板放电时频分析

Fig. 8 The results of needle-to-plate discharge based on Hilbert-Huang

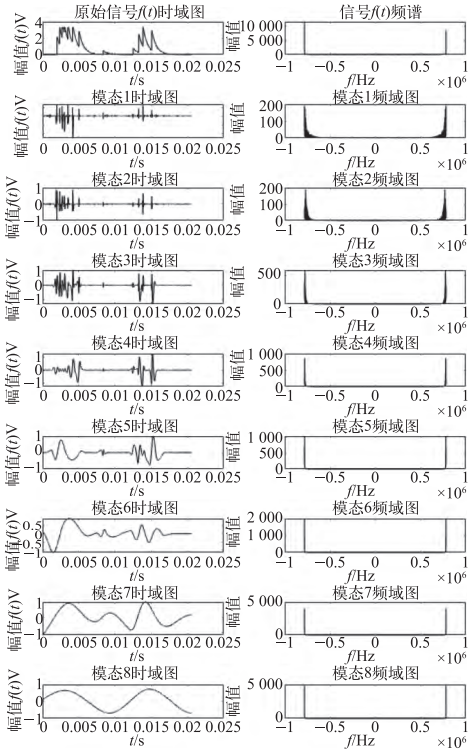


图 9　基于 Hilbert-Huang 的沿面放电时频分析

Fig. 9 The results of surface discharge based on Hilbert-Huang

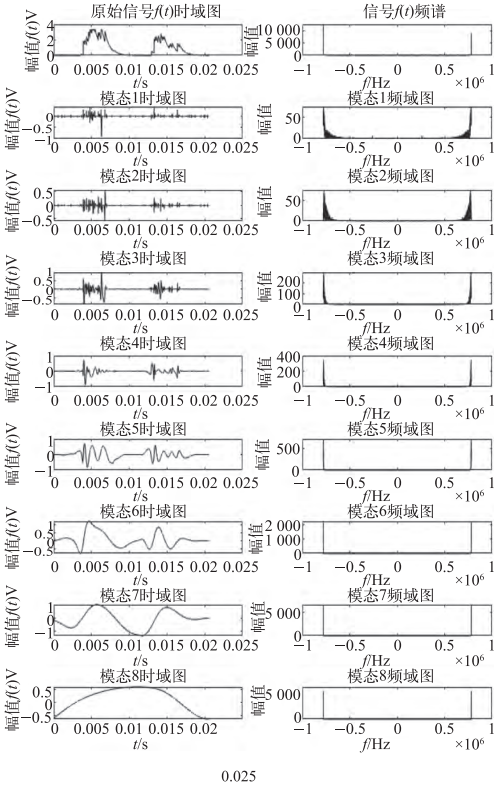


图 10　基于 Hilbert-Huang 的内部放电时频分析

Fig. 10 The results of internal discharge based on Hilbert-Huang

研究表明，VMD分解比较好地解决了这些问题，它具有完备的数学理论基础，能够很直观地发现VMD分解中的过分解现象。对于三种放电模型，有效模态数均为2个或3个，与EMD分解相比，大大减少了有效模态数目，从而降低了特征矩阵的维度。

2.2　基于MPE算法的特征提取分析

多尺度排列熵（MPE）是一种在传统排列熵算法基础上增加不同多尺度因子的方法，本质就是对信号进行不同粒度采样。本文采用MPE算法，对上述 Hilbert-VMD变换后有效模态进行粗粒化处理，进而重构序列，得到其多尺度排列熵矩阵。

多尺度排列熵通过计算信号的时间序列复杂度提取局部放电信号的特征向量，越规则的时间序列信号，其排列熵越小；越复杂且不规则的时间序列信号，其排列熵越大。其判断复杂程度的能力强弱，与其延迟因子τ、嵌入维度m及尺度因子s三个参数的选取密切相关。本文选择最大尺度因子为s_{max}=20，嵌入维度m=3，时间延迟因子τ =3。

如图11所示，三种信号的排列熵有着较为明显的区别。从图4中可以看出，沿面放电和内部放电的时域波形较为类似，经过MPE运算之后，其有效模态的尺度因子变化趋势一致，但是模态1的排列熵熵值有着差异，沿面放电的模态1排列熵在0.3～0.5之间，而内部放电的排列熵在0.4～0.6之间，对于针板放电来说，其排列熵曲线与其他放电有着明显的区别，通过排列熵矩阵可以较好地区分三种放电的放电类型。

由于PD信号比较复杂，经分解得到的模态分量比较多，且每个模态均得到3组特征向量，如此每个信号将会有9组特征向量，且每个特征向量的维度为20，最终得到的特征量维数很大。这在后续模式识别过程中造成维数灾难，并且可能因特征量的冗余而影响模式识别结果。因此，本文对得到的特征量采用主成分分析进行降维处理。

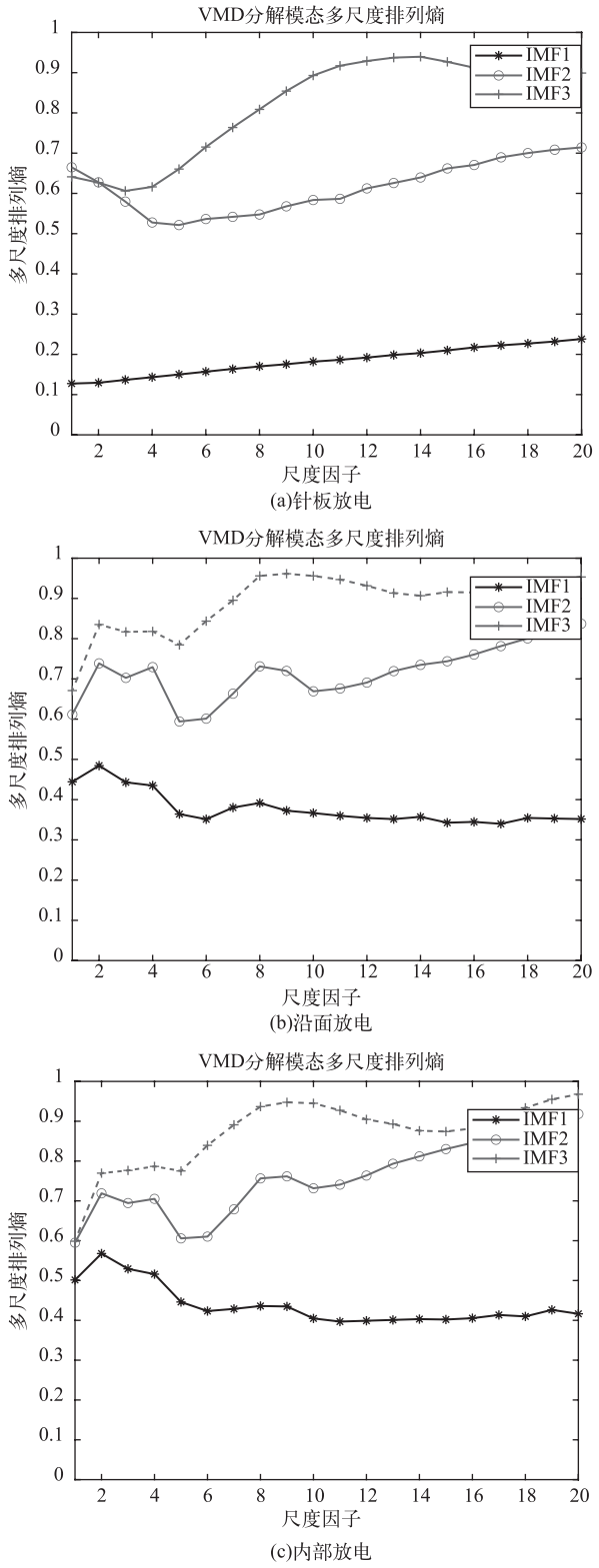


图 11　有效模态多尺度排列熵

Fig. 11 MPE of effective modes

以一组针板放电数据为例，经过计算可得每组特征向量中总贡献系数，并进行排序，如表1所示。表1中，前三列为每个特征向量中各个特征值分别在各模态MPE特征中的贡献系数，第四列为总贡献系数，第五列为按照总贡献系数降序排列的尺度因子，该信号三个模态排列熵后10个尺度因子总贡献系数较高，因此，进行PCA降维时，特征量维数选为10。

表 1　PCA 结果表

Tab. 1 Table of PCA

IMF1	IMF2	IMF3	总贡献系数	尺度因子
2.17	− 0.63	0.39	1.92	20
1.96	− 0.63	0.33	1.66	19
1.81	− 0.54	0.25	1.51	18
1.50	− 0.11	0.06	1.45	16
1.68	− 0.40	0.16	1.44	17
1.37	0.02	− 0.13	1.26	15
1.12	0.34	− 0.24	1.22	14
0.92	0.48	− 0.28	1.12	13
0.65	0.58	− 0.32	0.91	12
0.29	0.83	− 0.28	0.84	11
0.07	0.74	− 0.25	0.56	10
− 0.34	0.74	− 0.14	0.24	9
− 0.81	0.77	0.03	− 0.01	8
− 1.19	0.60	0.12	− 0.46	7
− 1.57	0.42	0.23	− 0.91	6
− 2.07	0.34	0.40	− 1.32	5
− 2.35	0.02	0.44	− 1.88	4
− 2.09	− 0.70	0.13	− 2.66	3
− 1.73	− 1.24	− 0.31	− 3.30	2
− 1.39	− 1.66	− 0.58	− 3.64	1

综上分析，特征矩阵获取流程如图12所示。

1）采用VMD算法对局部放电信号$x(t)$进行模态分解，获得局部放电信号模态集$\{IMF_i\}$，其中i为分解得到的模态数K。

2）对原始信号和每个模态做FFT变换，得到其频域集，并根据其频域集获取有效模态，舍弃冗余模态。

3）求取有效模态多尺度排列熵，选择最大尺度因子20，得到其多尺度排列熵矩阵。

4）运用PCA方法对特征矩阵选择，自适应舍弃冗余矩阵，得到贡献系数高的特征值，组合成特征集合。

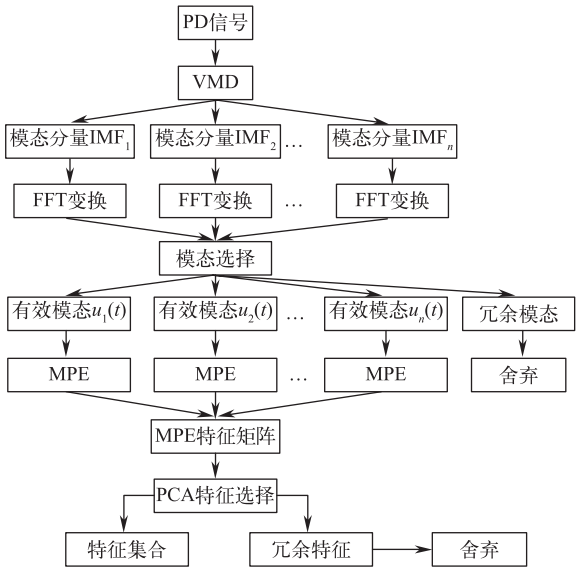


图 12　特征提取流程图

Fig. 12 The flow chart of feature extraction

3　模式识别结果分析

支持向量机（SVM）是一种依托于支持向量在空间内建立最优超平面的方式进行样本空间的统计学分类方法，在处理少量样本、非线性度高和高维度空间向量问题中更为有效。本文采用RBF核作为非线性支持向量机核函数，RBF核可以将样本特征无限地映射到更高维的空间，采用K折交叉验证的方法提高预测准确度。

本文通过设备采样获得600组数据（每种PD信号选取200个样本数据），采用变分模态分解对采集到的局部放电信号进行模态分解，设置5个固有模态分量，根据模态频率自适应选取合适的分解模态数。然后，将变分模态分解后得600组数据进行20维度的多尺度排列熵计算，根据多尺度排列熵选取特征，降低特征矩阵的维度，得到最优特征集合，从而降低模式识别的运算量。最后将600组特征矩阵，随机分为480组训练集数据和80组测试集数据。带入到支持向量机分类器中，并对训练集数据进行K折交叉验证的方式，遍历求解，得到模型RBF核函数参数最优值。采用算得的最优参数进行模型训练，采用最后的80组测试集数据来验证该模型的准确性，验证集验证支持向量机分类结果如图13所示。其中，1类型为针板放电，2类型为沿面放电，3类型为内部放电。从图13中可以看出，该方法得到的识别结果中，沿面放电和内部放电的识别率达到了100%，针板放电有两组特征被识别成了内部放电。

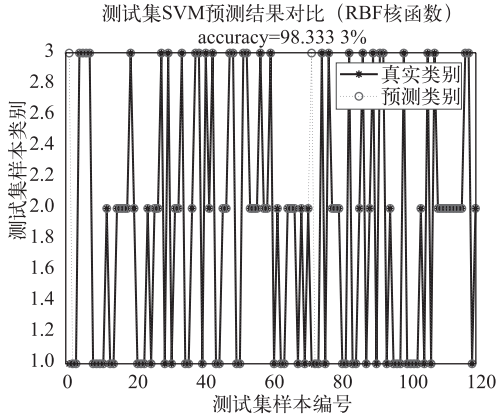


图 13　验证集 SVM 分类结果图

Fig. 13 The result of verification set SVM classification

同时，利用该组数据进行BP神经网络分类器的模式分类。将600组数据随机分为420组训练集数据、90组验证集数据和90组测试集数据。其中，将训练集和验证集数据用于神经网络的训练，测试集用作对所训练的模型的准确度测试。测试集验证BP神经网络分类结果，如图14所示。

图 14　BP 神经网络分类结果

Fig. 14 The results of BP neural network classification

分别采用SVM和BP神经网络算法对各放电类型识别结果的对比如表2、表3所示。

表 2　SVM 模式识别结果

Tab. 2 Results of SVM recognition

放电类型	准确度	准确率	召回率	F1
针板放电		1.000 0	0.925 9	0.961 5
沿面放电	0.981 3	1.000 0	1.000 0	1.000 0
内部放电		0.952 4	1.000 0	0.975 6

表 3　BP 神经网络模式识别结果

Tab. 3 Results of BP ANNs recognition

放电类型	准确度	准确率	召回率	F1
针板放电		0.925 9	1.000 0	0.961 5
沿面放电	0.966 7	1.000 0	0.967 7	0.983 6
内部放电		0.969 7	0.941 2	0.955 2

本文的VMD分解由于已考虑硬件采样调理电路获得的信号特征及有效模态数，可避免过分解导致的维数和数据冗余。分析可见，SVM的识别准确度要高于BP神经网络，BP神经网络对内部放电识别的准确率要高于SVM，但针板放电类型识别准确率比SVM低。召回率与准确率之间的矛盾需利用召回率与准确率的加权调和平均值，即F_1衡量，对三种放电类型的F_1值而言，SVM模型均不低于BP神经网络方法的识别结果。因此，SVM的综合识别效果要优于BP神经网络方法。

4　结束语

本文针对环网柜内部电缆终端局部放电采集及其模式识别问题，提出了一种适用于环网柜的局部放电采集和模式识别的新方法，分析了环网柜中电缆附件常见的几种放电类型的局部放电数据，得出了以下结论：

1）针对电缆终端局部放电模式识别，验证了Hilbert-EMD和Hilbert-VMD时频分析方法的有效性，分析信号分解后的模态时频规律表明，Hilbert-VMD比Hilbert-EMD更适用于分析局部放电信号。

2）采用MPE算法对三种局部放电模型的特征进行提取，分析了三种放电信号有效模态的MPE矩阵，并采用PCA算法对上述提取特征进行降维，有效解决了冗余信息可能会导致模式识别方法过拟合和发生维度灾难的问题，提高了运算效率。

3）采用BP神经网络和支持向量机方法对电缆终端局部放电模式识别，结果表明支持向量机综合识别效果要优于BP神经网络方法。

参考文献

[1] 刘亨铭，聂宇本，葛乃成，等．国家电网公司安全事故调查规程[M]．北京：中国电力出版社，2017．

[2] 于泊宁，任明，张志斌，等．配电设备分布式局部放电感知技术的实现方法[J]．高电压技术，2020，46(6)：1929-1938．

[3] JUNG J R，HWANG K R，KIM Y M，et al．Sensitivity verification and application of UHF sensor for partial discharge measurement in high voltage power transformer[C]．Bali：In Proceedings of the IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis，2012：23-27．

[4] KUNICKI M．Variability of the UHF signals generated by partial discharges in mineral oil[J]．Sensors，2019 (19)：1392．

[5] 薛建议，朱明晓，邵先军，等．特高压GIS局部放电超声波传播特性仿真[J]．高压电器，2018，54(9)：67-75．

[6] 司文荣，李军浩，袁鹏，等．超声－光法在高压电器设备局部放电检测中的应用[J]．高压电器，2008，44(1)：59-63，72．

[7] 随慧斌，李靖强，杨晓娟，等．XLPE电缆局部放电在线监测系统研究[J]．山东大学学报(工学版)，2012，42(4)：126-131．

作者简介

马兴明（1986—），男，硕士，工程师，主要从事配电网电力设备运维技术工作。

（收稿日期：2021-07-06）