

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190353

基于 EWT 及多尺度形态谱的高压并联电抗器故障诊断研究

赵若好^{1,3}, 马宏忠¹, 魏旭², 姜宁³, 陈轩³, 谭风雷³

(1. 河海大学能源与电气学院, 江苏 南京 211100; 2. 国网江苏省电力有限公司运维部, 江苏 南京 210008;
3. 国网江苏省电力有限公司检修分公司, 江苏 南京 211102)

摘要: 针对高压并联电抗器故障诊断问题, 提出一种基于经验小波变换(EWT)、多尺度数学形态谱进行特征提取, 采用 Kernel K-means 聚类进行故障模式识别的诊断新方法。首先, 将实测三种工况下的电抗器振动信号经 EWT 分解得到数个模态分量。然后分别计算每个模态分量与原信号的相关系数并按系数大小降序排列, 取前 4 个模态分量构成有效分量向量。再利用多尺度形态谱对有效分量向量进行分析计算, 构成一个四维特征向量。最后利用 Kernel K-means 聚类对样本特征集进行分类识别。实验验证, 该方法能有效提取电抗器振动信号特征量, 能正确识别电抗器所属的不同工况。

关键词: 高压电抗器; 特征提取; 经验小波变换; 形态谱; Kernel K-means 聚类

Research on fault diagnosis of a high voltage shunt reactor based on EWT and multiscale spectral spectrum

ZHAO Ruoyu^{1,3}, MA Hongzhong¹, WEI Xu², JIANG Ning³, CHEN Xuan³, TAN Fenglei³

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;
2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Operation and Maintenance Department, Nanjing 210008, China;
3. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Maintenance Branch Company, Nanjing 211102, China)

Abstract: To tackle the problem of fault diagnosis of a high voltage shunt reactor, a new method based on Empirical Wavelet Transform (EWT) and a multi-scale mathematical morphological spectrum for feature extraction is proposed. Kernel K-means clustering is used to diagnose fault pattern recognition. First, the vibration signal of the reactor under the three conditions is decomposed by EWT to obtain several modal components. Then, the correlation coefficients of each modal component and the original signal are calculated separately and arranged in descending order of the coefficient size. The first four modes are taken. The state components constitute the effective component vector; the multi-scale morphological spectrum is used to analyze and calculate the effective component vector to form a four-dimensional eigenvector. Finally, Kernel K-means clustering is used to classify and identify the sample feature set. The experiment proves that the method can effectively extract the characteristic quantity of the vibration signal of the reactor and can correctly identify the different working conditions of the reactor.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51577050) and Key Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Company in 2018 (No. J2018014).

Key words: high voltage reactor; feature extraction; empirical wavelet transform; morphological spectrum; Kernel K-means clustering

0 引言

高压并联电抗器是超、特高压变电站中重要的

无功补偿设备, 随着特高压电网的发展, 电抗器越来越多的被使用, 它的安全可靠运行是保持电力系统稳定的关键^[1-2]。

高压并联电抗器由于其特殊的绕组、多气隙铁心结构等原因^[3], 在电磁场运行环境中产生振动, 铁心、绕组等振动构件与紧固部件会产生轴向相对

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51577050); 国网江苏省电力有限公司 2018 年重点科技项目资助(J2018014)

位移, 造成松动、运行电阻增大等故障^[4]。因此, 电抗器各组件的振动情况在一定程度上表征其机械状态, 通过分析振动信号可以实现对电抗器运行状态的监测与健康评估, 从而预先发现潜伏性故障, 这对电力系统的安全稳定运行有着重要意义。

目前, 国内外学者关于电抗器的研究主要集中在降噪减振装置研制^[5]、绝缘油色谱分析^[6]与电磁场分析^[7]等方面, 关于电抗器振动研究较少, 正在不断深入, 主要集中于振动仿真分析^[8-9]和振动机理、振动特性分析^[10-11]。文献[12]基于有限元分析软件 ANSYS 对电抗器铁心进行三维建模, 对铁心电磁力及夹件等钢结构受力进行仿真计算; 文献[13]建立电抗器基于电磁、流体和温度三维的温升计算模型, 研究电抗器整体及内部绕组的温度分布特性; 文献[14]分析了电抗器振动机理, 介绍了两种振动信号测试方法, 并对实测振动信号进行频谱分析; 文献[15]基于实测特高压并联电抗器振动信号分析, 明确了振动频谱及油箱表面分布特性。但总体而言, 当前尚无基于振动信号对电抗器进行特征提取与故障诊断的文献。

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)是当前应用最广泛的时频信号分解方法。EMD 具有完全自适应性, 但其缺乏数学理论基础, 存在端点效应、过度分解等问题^[16]。经验小波变换(Empirical Wavelet Transform, EWT)是对 EMD 的改进, 根据信号频谱构造一系列正交小波滤波器, 自适应的提取原信号的固有模式, 能克服 EMD 存在的不足。

Kernel K-means 聚类是在传统的 K-means 聚类基础上引入核函数, 把待分类数据映射到高维的特征空间, 使数据之间的差异放大, 得到更准确的分类^[17]。

多尺度数学形态学利用具有一定形态、不同尺度下的结构元素, 对信号进行各种形态学算子变换, 并描述原信号中具有形态特征, 从而实现特征提取^[18]。基于形态学的理论基础, Matheron 提出了形态谱的概念, 使得信号在不同尺度结构元素下的形态特征成分得到更直观清晰的体现^[19]。

基于此, 在展开高压并联电抗器铁心、绕组松动实验基础上, 本文提出一种基于经验小波变换、多尺度数学形态谱和 Kernel K-means 聚类结合的新方法, 有效提取不同工况下电抗器振动信号特征, 实现对电抗器故障状态进行分类识别, 为电抗器的在线监测、故障诊断提供了依据。

1 经验小波变换

经验小波变换是法国学者 Gilles 于 2013 年在小

波分析基础上, 结合经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的优势提出的一种新的时频信号分析方法^[20]。EMD 是将信号分解成由高频到低频排列的若干个不连续的固有模函数(Intrinsic Mode Function, IMF), 而 EWT 的本质是根据原信号的傅里叶频谱进行自适应的分割, 基于 Meyer 正交小波构造经验小波, 在每个区间内选取合适边界构造带通滤波器提取本质为调幅-调频信号的固有模态, 并对提取出的模态成分进行希尔伯特变换, 得到每一个分量的瞬时频率和振幅。该方法是基于小波理论框架的, 数学理论充分, 能够避免产生应用 EMD 方法时出现的模态混叠及产生虚假模态的现象, 从而提高了模态分解的准确性。EWT 分解信号的具体步骤参见文献[20]。

2 形态谱

2.1 形态学理论

形态学是建立在随机集论和积分几何基础上的具有完整理论体系的非线性信号处理工具^[21]。有别于时频分析方法, 它采用与原信号具有相似形态特征的结构元素, 通过集合的形式对待处理信号进行变换, 从而达到滤波效果, 提取特征量。

数学形态学的四种最基本运算包括: 腐蚀“ \ominus ”、膨胀“ \oplus ”、开“ \circ ”运算和闭“ \bullet ”运算^[22]。

若 $f(n)$ 为定义在 $F = \{0, 1, L, N-1\}$ 上的一维离散待分析信号, $g(m)$ 为定义在 $G = \{0, 1, L, M-1\}$ 上的结构元素, 也是一维离散信号, 且 $M = N$ 。则四种运算可分别定义为

$$(f \ominus g)(n) = \min_{m \in G} [f(n+m) - g(m)] \quad (1)$$

$$(f \oplus g)(n) = \max_{m \in G} [f(n-m) + g(m)] \quad (2)$$

$$(f \circ g)(n) = (f \ominus g \oplus g)(n) \quad (3)$$

$$(f \bullet g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (4)$$

传统形态学仅采用单一尺度结构元素, 而实际信号一般包含多种尺度不同形态特征成分。多尺度形态学就是采用多种尺度的结构元素对信号进行形态变换, 实现更精准的分析。

单位结构元素为 $g(m)$, λ 为尺度参数, λg 为尺度 λ 的结构元素, 可表示为

$$\lambda g = \underbrace{g \oplus g \oplus \dots \oplus g}_{\lambda \text{ times}} \quad (5)$$

λ 尺度开运算和闭运算分别表示为

$$(f \circ \lambda g)(n) = (f \ominus \lambda g \oplus \lambda g)(n) \quad (6)$$

$$(f \bullet \lambda g)(n) = (f \oplus \lambda g \ominus \lambda g)(n) \quad (7)$$

2.2 数学形态谱

多尺度形态学是采用不同尺度下的结构元素对

待处理信号进行数学形态学变换^[23]。形态谱是信号分析中用来定量描述信号形状表示的直方图。在不同尺度形态变换下,信号的不同形态特征可以通过形态谱值直观清晰的表示出来。

若 $f(x)$ 为非负函数, $g(x)$ 为结构元素, 则 $f(x)$ 为关于 $g(x)$ 的开运算形态谱 $PS_f(+\lambda, g)$ 与闭运算形态谱 $PS_f(-\lambda, g)$ 定义为

$$PS_f(+\lambda, g) = A[f \circ \lambda g - f \circ (\lambda + 1)g] \quad (8)$$

$$PS_f(-\lambda, g) = A[f \bullet \lambda g - f \bullet (\lambda - 1)g] \quad (9)$$

式中, $A(f) = \sum_n f(n)$ 。

因为开运算的非扩展性和闭运算的扩展性, 所以形态谱值都是非负值, 不会出现无意义的负谱线。

形态谱反映信号在不同尺度结构元素下的形态特征成分, 若信号中含有某结构元素尺度 λ 的形态特征成分, 则必然在形态谱 λ 尺度处存在谱线, 反之则不存在。谱线值大小定量的描述了信号中所含与尺度为 λ 的结构元素相匹配的形态特征成分的多少。

3 基于 EWT 形态谱的特征提取新方法

故障特征量的准确提取是基于振动信号对电抗器进行故障诊断的关键, 本文提出一种基于 EWT 形态谱的特征提取新方法。经验小波变换能够自适应的将振动信号分解成一系列具有不同频率和幅值特征的模态分量。每个模态分量代表一种原振动信号的特征成分, 具有不同的形态特征。多尺度形态谱值可以描述信号分量在不同尺度下的形态特征。对分解得到的不同工况振动信号的模态分量计算其形态谱值, 实现电抗器故障振动信号特征的定量描述。该方法的具体实施步骤如图 1 所示。

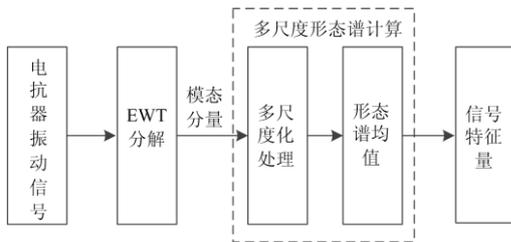


图 1 基于 EWT 形态谱的特征提取流程图

Fig. 1 Feature extraction flow chart based on EWT morphological spectrum

4 Kernel K-means

传统的 K-means 聚类算法的基本思想是随机选定 k 个初始簇中心, 以数据点到各个簇中心的欧式

距离作为目标函数, 再根据最邻近原则把待分类数据分配到各个簇, 然后求各个簇的平均值从而获得新的聚类中心, 上述过程一直迭代至收敛, 聚类终止。但经典 K-means 算法仅适用于简单的线性可分数据的分类划分, 对于维数较多、特征复杂的数据, 通常不能得到良好的聚类效果。

Kernel K-means 聚类是将径向基核函数 RBF 引入到经典 K-means 算法中, 通过核函数将原有的空间中线性不可分的数据映射到高维的特征空间中, 使得数据特征更加突出, 并在新的高维特征空间中进行 K-means 聚类。

经典 K-means 聚类算法中数据的欧式距离度量方式为

$$d(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum^n (x_i - y_i)^2} \quad (10)$$

式中: x, y 为数据点; n 为数据总点数。

Kernel K-means 聚类将数据映射到高维核空间, 数据间距离度量表示为

$$d(x, y) = \sqrt{\|\phi(x) - \phi(y)\|^2} = \sqrt{K(x, x) - 2K(x, y) + K(y, y)} \quad (11)$$

其目标函数表示为

$$J_e = \sum_{i=1}^k \sum_{i \in C_i} \|\phi(x_i) - \phi(c_i)\|^2 \quad (12)$$

式中, $\phi(c_i)$ 为各聚类中心。

准确度可以体现簇中正确的聚类样本数。设 n_j 为聚类簇 C_j 中的样本数, n_i 为预先定义类 L_i 的样本数, n_{ij} 为第 i 定义类被划分到第 j 聚类簇的样本数, 即 $n_{ij} = |L_i \cap C_j|$ 。准确度定义为

$$precision(i, j) = \frac{n_{ij}}{n_j} \quad (13)$$

5 基于 EWT 形态谱的电抗器故障识别

5.1 电抗器振动实验

为验证采用经验小波变换分析电抗器振动信号的有效性, 对一台 BKD-6700/20 型号的单相油浸式并联电抗器展开绕组、铁心松动故障实验。实验中, 人工模拟实现电抗器绕组和铁心松动故障, 将 8 个压电式加速度振动传感器通过磁性底座吸附在电抗器油箱表面, 具体测点布置如图 2 所示。通过 MPS-140801 数据采集卡分别采集电抗器正常运行、绕组松动 60% 预紧力和绕组、铁心全松动三种工况下的振动信号并传送存储至计算机中, 采样频率为

16 kHz, 现场实验平台如图 3 所示。

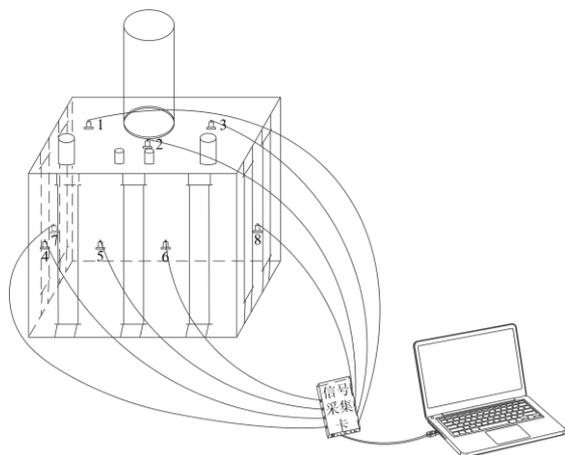


图 2 电抗器油箱表面测点位置

Fig. 2 External measuring point position of the reactor

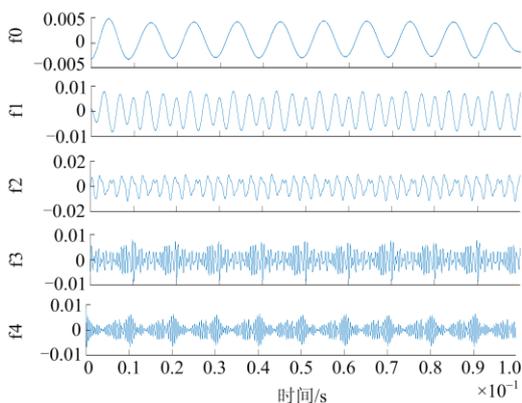


图 3 实验现场

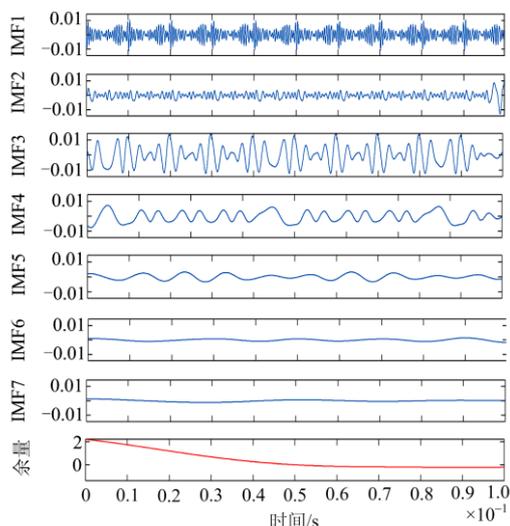
Fig. 3 Experiment site

5.2 实测信号分解

随机选取一段电抗器在正常工况下测得的振动信号, 对其进行 EWT 分解及 EMD 分解, 结果如图 4 所示。



(a) 信号经EWT处理后的分量图



(b) 信号经EMD处理后的分量图

图 4 正常运行状态下振动信号分析图

Fig. 4 Signal analysis under normal operation condition

可以看出, 对正常运行状态下的振动信号做经验小波分解, 得到 5 个具有一定规律的经验模态分量。每个分量都有不同的周期性和幅值, 分别对应着原始振动信号的不同特征。

相比较之下, 振动信号经 EMD 分解后产生 7 个 IMF 分量和 1 个余量。其中, 虽然前 4 个 IMF 分量具有一定规律, 体现部分原信号特征, 但其余的 IMF 分量均难以观测出周期性变化, 不具有明显的振动特征, 可视为虚假模态。

由此可见, 采用 EMD 分解振动信号易产生冗余模态, 不利于特征量的有效提取, 而采用经验小波变换则可以清晰准确地将原信号分解成有效分量, 有助于实现更好的特征提取。

5.3 故障分类

选取正常运行、绕组松动 60% 预紧力和绕组、铁心全松动三种工况电抗器振动数据各 10 组样本, 每组样本长度为 1 600 点。分别计算各组样本经 EWT 分解产生的 5 个分量与原样本信号的相关系数, 相关系数定量的描述了各分量与原信号的相关程度^[24], 系数越大, 相关程度越大, 因此选取与原信号相关系数最大的前 4 个分量, 并将其按相关系数降序顺序排列(f1 f2 f3 f4), 作为有效分量。

对有效分量进行形态谱分析, 尺度范围选取为 1~50, 结构元素选择最常用的扁平型结构元素(0 0 0 0), 即对每个有效分量计算 50 个形态谱值, 再求取其平均值。每组信号样本有 4 个有效分量, 每个分量求得一个形态谱均值, 构成一个 4 维特征矢量。三种工况下电抗器振动数据共有 30 组样本, 构成

30×4 的特征矩阵。各有效分量对应的样本形态谱值分别如图 5—图 8 所示，可以看出，对于每个有效分量，同种工况样本形态谱值差别不大，虽有个别突出的谱值，但总体走向趋于平稳，且不同工况样本形态谱值区别明显，折线之间无交集；当所属的有效分量不同时，同种工况样本形态谱值也有明显改变，说明可将基于经验小波变换的形态谱值作为特征量区分电抗器不同的工况。

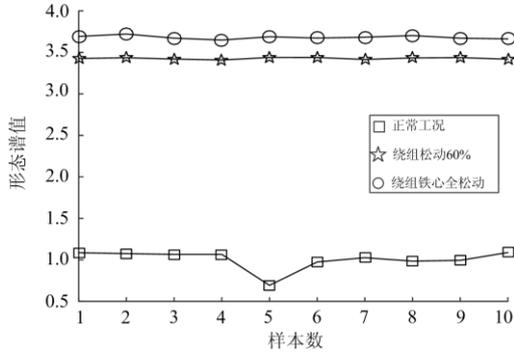


图 5 f1 分量的样本形态谱值

Fig. 5 Sample morphological value of the f1 component

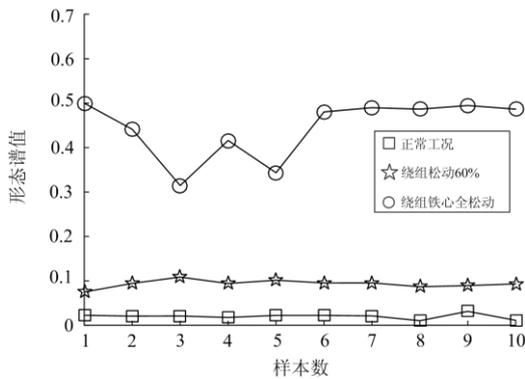


图 6 f2 分量的样本形态谱值

Fig. 6 Sample morphological value of the f2 component

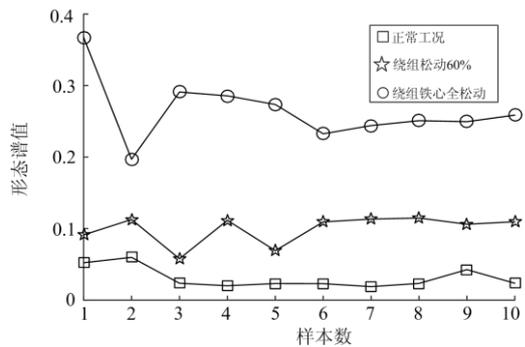


图 7 f3 分量的样本形态谱值

Fig. 7 Sample morphological value of the f3 component

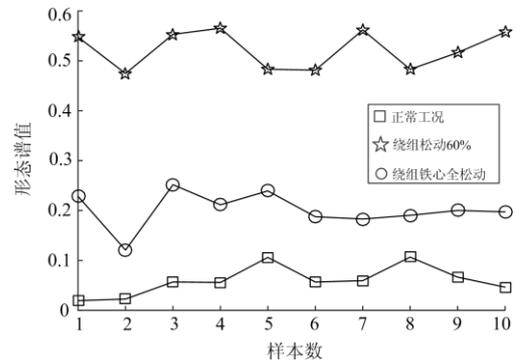
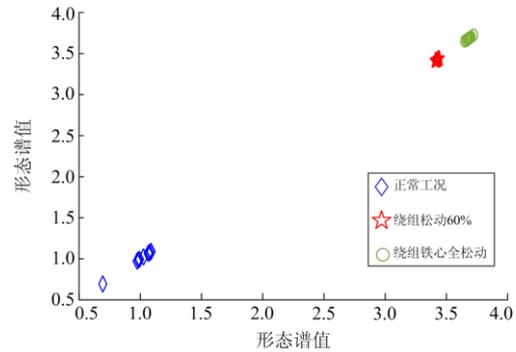


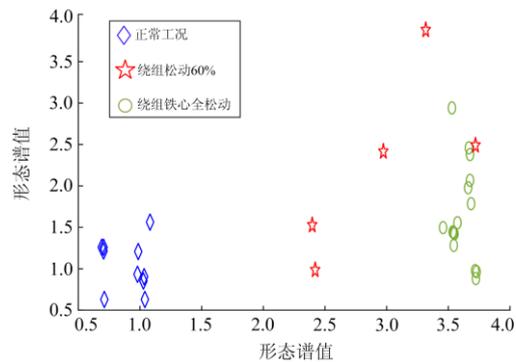
图 8 f4 分量的样本形态谱值

Fig. 8 Sample morphological value of the f4 component

运用 Kernel K-means 对 30 组经特征提取后的样本进行处理，为了对比聚类能力，同时应用 K-means 聚类，结果如图 9 所示。



(a) Kernel K-means 聚类效果



(b) K-means 聚类效果

图 9 EWT 形态谱特征提取聚类效果

Fig. 9 EWT morphological spectral feature extraction clustering effect

从图 9 可以看出，经 Kernel K-means 聚类，30 组不同工况下的电抗器振动信号样本准确分成了各由 10 个样本组成的三簇，簇内聚合度高，且簇之间不存在交叉重叠。而传统 K-means 聚类效果较差，存在分类错误，且簇内数据分布松散，两类故障工

况下数据还存在混叠现象。

为了进一步对比 EWT 分解的效果, 对上述三类信号样本进行 EMD 分解, 采用同样的特征矩阵提取方式, 应用两种聚类方式进行处理, 结果如图 10 所示。表 1 是对 4 种样本聚类结果的准确度评价。

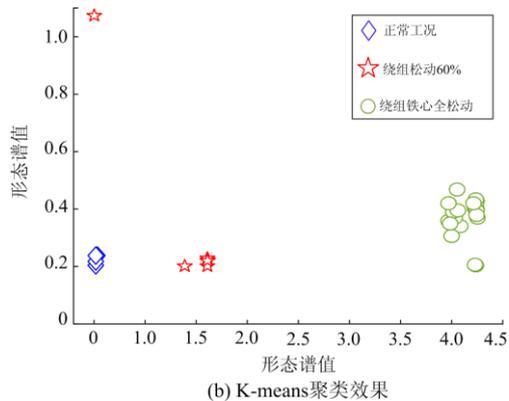
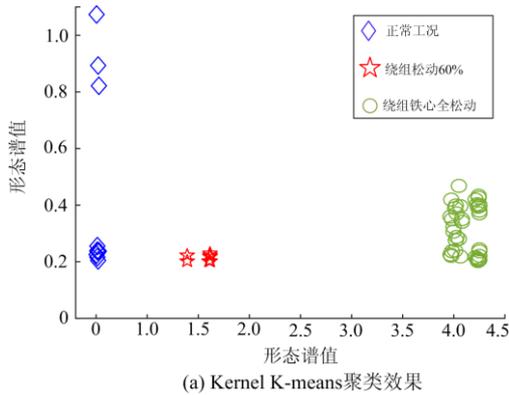


图 10 EMD 形态谱特征提取聚类效果

Fig. 10 EMD morphological spectral feature extraction clustering effect

表 1 基于 EWT、EMD 形态谱的 Kernel K-means 和 K-means 聚类准确度对比

Table 1 Comparison of clustering accuracy between Kernel K-means and K-means based on EWT and EMD morphological spectra

特征提取方式	聚类方式	准确度/%
EWT 形态谱	Kernel K-means	100
	K-means	89.07
EMD 形态谱	Kernel K-means	57.33
	K-means	51.33

通过分析和比较图 9、图 10 可以看出, 经 EMD 分解提取的特征样本所形成的簇主要集中于绕组铁心全松动这一工况, 样本分类误差较大。这是因为 EMD 分解存在模态混叠现象, 冗余模态对特征量提

取产生严重干扰, 导致同一工况信号分解后提取的 4 个分量的形态特征差异较大, 但不同工况信号的有效分量差异较小, 从而使得不同工况信号提取的特征量值相似度高, 影响分类效果。

结合表 1 可知, 基于 EWT 形态谱提取特征量的准确率高于基于 EMD 形态谱所得到的特征量, Kernel K-means 聚类能力比经典 K-means 强。充分说明了本文提出的基于 EWT、多尺度数学形态谱和 Kernel K-means 聚类的电抗器振动信号特征提取新方法的有效性。

本文研究采用实验数据, 获得了 3 个分类准确的聚类中心及其对应的样本特征数据, 在后续工程实际应用中, 可将实时采集的电抗器振动数据与之对比, 以实现电抗器运行状态评估。

6 结论

本文提出了一种基于经验小波变换、多尺度数学形态谱和 Kernel K-means 聚类结合的故障诊断方法, 通过对实测三种工况下的电抗器振动信号进行分析识别, 得到以下结论:

1) 采用 EWT 对电抗器振动信号进行分解, 有效改善了传统的 EMD 分解方法存在的模态混叠现象, 为后续特征量提取提供了更能体现原振动信号特征的有效模态分量。

2) 采用多尺度数学形态谱计算有效模态分量在给定尺度范围内的形态谱均值, 构成特征向量, 并结合 Kernel K-means 聚类, 成功地对正常运行、绕组松动 60% 预紧力和绕组、铁心全松动三种工况进行准确识别。

3) 通过对比分析, 表明基于 EWT 信号分解、多尺度形态谱特征提取和 Kernel K-means 聚类的故障诊断方法对电抗器故障模式的识别准确率高于 EMD 分解、形态谱和 K-means 聚类集成的方法。

参考文献

- [1] 柯贤波, 孙骁强, 程林, 等. 变压器式可控并联高压电抗器的稳态建模[J]. 智慧电力, 2018, 46(3): 20-24, 30. KE Xianbo, SUN Xiaoqiang, CHENG Lin, et al. Steady-state modeling of controllable shunt reactor of transformer type[J]. Smart Power, 2018, 46(3): 20-24, 30.
- [2] 张丽, 徐玉琴. 并联电抗器在超(特)高压电网中应用及发展[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(4): 75-78. ZHANG Li, XU Yuqin. Application and development of shunt reactors in EHV&UHV transmission lines[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(4): 75-78.
- [3] 逯怀东, 陈玉峰, 朱文兵, 等. 一起 500 kV 并联电抗器振

- 动异常的分析处理[J]. 高压电器, 2008, 44(2): 153-155.
LU Huaidong, CHEN Yufeng, ZHU Wenbing, et al. Analysis and treatment of a 500 kV shunt reactor abnormal vibration[J]. High Voltage Apparatus, 2008, 44(2): 153-155.
- [4] 于龙洋, 刘晔, 于施淼, 等. 超特高压油浸式电抗器电磁场仿真分析[J]. 中国电力, 2018, 51(11): 110-116.
YU Longyang, LIU Ye, YU Shimiao, et al. Simulation analysis of electromagnetic field of UHV oil-immersed reactor[J]. Electric Power, 2018, 51(11): 110-116.
- [5] 罗新, 黄学民, 郑文坚, 等. 热场仿真和高频脉冲震荡法分析电抗器事故[J]. 中国电力, 2018, 51(5): 31-38.
LUO Xin, HUANG Xuemin, ZHENG Wenjian, et al. Thermal field simulation and high frequency pulse vibration analysis of reactor accidents[J]. Electric Power, 2018, 51(5): 31-38.
- [6] 颜冰, 钱国超, 王科, 等. 高压并联电抗器绝缘状态评估方法[J]. 高压电器, 2018, 54(8): 231-236.
YAN Bing, QIAN Guochao, WANG Ke, et al. Study on assessment method for insulation state of high voltage shunt reactor[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(8): 231-236.
- [7] 米彦, 邓胜初, 桂路, 等. ± 1100 kV 特高压直流换流阀用饱和电抗器的铁损及温度分布仿真[J]. 高电压技术, 2018, 44(10): 3359-3367.
MI Yan, DENG Shengchu, GUI Lu, et al. Simulation study on iron-core loss and temperature distribution of saturable reactor for ± 1100 kV UHVDC converter valves[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(10): 3359-3367.
- [8] 聂洪岩, 徐万里, 徐雅清, 等. 干式空心电抗器匝间绝缘试验电压的产生方法研究[J]. 电力科学与技术学报, 2016, 31(2): 45-50.
NIE Hongyan, XU Wanli, XU Yaqing, et al. Study on the method of generating test voltage between turns of dry air-core reactor[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2016, 31(2): 45-50.
- [9] 王丰华, 段若晨, 耿超, 等. 基于“磁-机械”耦合场理论的电力变压器绕组振动特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(9): 2555-2562.
WANG Fenghua, DUAN Ruochen, GENG Chao, et al. Research of vibration characteristics of power transformer winding based on magnetic-mechanical coupling field theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(9): 2555-2562.
- [10] BAGULEY C A, MADAWALA U K, CARSTEN B. The impact of vibration due to magnetostriction on the core losses of ferrite toroidals under DC bias[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2011, 47(8): 2022-2028.
- [11] 施恂山, 马宏忠, 张琳, 等. PSO 改进 RBPNN 在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 39-44.
SHI Xunshan, MA Hongzhong, ZHANG Lin, et al. PSO improved application of RBPNN in transformer fault diagnosis[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 39-44.
- [12] 葛德馨. 特高压并联电抗器铁心振动研究及仿真分析[D]. 济南: 山东大学, 2017.
GE Dexin. Research and simulation on core vibration of UHV shunt reactor[D]. Jinan: Shandong University, 2017.
- [13] 吴书煜, 马宏忠, 姜宁, 等. 基于多物理场耦合的高压电抗器温度场仿真与分析[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(4): 17-24.
WU Shuyu, MA Hongzhong, JIANG Ning, et al. Simulation and analysis of temperature field of high voltage reactor based on multi physical field coupling[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(4): 17-24.
- [14] 谭黎军, 陈洪波, 欧强, 等. 特高压并联电抗器运行振动与噪声特性研究[J]. 变压器, 2016, 53(7): 43-46.
TAN Lijun, CHEN Hongbo, OU Qiang, et al. Research on vibration and noise characteristics of UHV shunt reactor[J]. Transformer, 2016, 53(7): 43-46.
- [15] 高静, 李鹏, 徐绍军, 等. 基于小波变换和 HHT 的光伏并网谐振检测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2017, 32(4): 31-37.
GAO Jing, LI Peng, XU Shaojun, et al. The method of photovoltaic grid-connected resonance detection based on wavelet transform and HHT[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(4): 31-37.
- [16] LAW L S, KIM J H, LIEW W Y H, et al. An approach based on wavelet packet decomposition and Hilbert-Huang transform (WPD-HHT) for spindle bearings condition monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 197-211.
- [17] 邓海. 降维多核 K-Means 算法在文本聚类中的研究[D]. 南宁: 广西大学, 2013.
DENG Mei. Dimension reduction and multiple kernel K-Means algorithm for text clustering[D]. Nanning: Guangxi University, 2013.
- [18] HUANG Yong, YANG Dongqing, WANG Kehong, et al. Stability analysis of GMAW based on multi-scale entropy and genetic optimized support vector machine[J]. Measurement, 2020, 151.
- [19] MAEAGOS P. Pattern spectrum and multiscale shape representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 701-716.

- [20] GILLES J. Empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [21] 申洪明, 黄少锋, 费彬, 等. 基于数学形态学的换相失败检测新方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(4): 170-177. SHEN Hongming, HUANG Shaofeng, FEI Bin, et al. A new method to detect commutation failure based on mathematical morphology[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(4): 170-177.
- [22] 田小静, 冯雨, 郭英杰, 等. 基于小波变换和形态学细化算法的真空电弧形态检测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(11): 110-114. TIAN Xiaojing, FENG Yu, GUO Yingjie, et al. Morphological detection of vacuum switching are based on wavelet transform and morphology edge thinning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(11): 110-114.
- [23] THEERA-UMPON N, DHOMPONGSA S. Morphological granulometric features of nucleus in automatic bone marrow white blood cell classification[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2007, 11(3): 353-359.
- [24] 戴志辉, 严思齐, 张程, 等. 基于电流特征量相关系数的 UHVDC 线路纵联保护新原理[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(22): 31-38. DAI Zhihui, YAN Siqi, ZHANG Cheng, et al. A new pilot protection for UHVDC lines based on correlation coefficient of designed current variables[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22): 31-38.

收稿日期: 2019-07-23

作者简介:

赵若好(1995—), 女, 硕士研究生, 主要从事特高压并联电抗器智能化诊断的研究; E-mail: hhu_zry@163.com

马宏忠(1962—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为电气设备状态监测与故障诊断、新能源发电等。

E-mail: hhumhz@163.com

(编辑 周金梅)