

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.06.007

基于ICEEMDAN-RCMDE及K-means的变压器 铁心松动故障诊断方法

连恒鹏, 马宏忠, 万可力, 倪一铭, 薛健侗

(河海大学能源与电气学院, 南京 211100)

摘要: 为了更加有效地对变压器铁心松动故障进行诊断,针对变压器带载运行时的振动信号,提出了一种基于改进的完全噪声辅助聚合经验模态分解(ICEEMDAN)算法和精细复合多尺度散布熵(RCMDE)的变压器铁心松动故障诊断方法。首先采用ICEEMDAN算法对变压器铁心在不同松动程度下的振动信号序列进行分解,之后通过RCMDE和主成分分析法(PCA)计算特征量的熵值并实行降维,最后采用K-means聚类算法对多组低维特征值矩阵表示的振动数据进行故障的分类识别。结合某10 kV变压器的铁心松动故障模拟实验,结果表明,相较于传统的模态分解和特征值提取算法,所提基于ICEEMDAN-RCMDE的K-means聚类效果优异,准确率达95.6%,能有效识别变压器铁心松动故障。

关键词: 变压器; 铁心松动诊断; 振动信号; ICEEMDAN算法; RCMDE

Fault Diagnosis Method of Transformer Core Looseness Based on ICEEMDAN-RCMDE and K-means

ZE Hengpeng, MA Hongzhong, WAN Keli, NI Yiming, XUE Jiantong

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: To diagnose transformer core looseness faults more effectively, a fault diagnosis method based on the improved complete ensemble EMD (ICEEMDAN) algorithm and the refined composite multiscale dispersion entropy (RCMDE) is proposed for the vibration signals of the transformer under load operation. First, the ICEEMDAN algorithm is used to decompose the vibration signal sequence of the transformer core under different degrees of looseness. Then, the entropy value of the eigenvalues is calculated by using RCMDE and Principal Component Analysis (PCA) and dimensionality reduction is carried out. Finally, the K-means clustering algorithm is used to classify and identify faults on the vibration data represented by multi-groups of low-dimensional eigenvalue matrices. Combined with the core looseness fault simulation experiment of a 10 kV transformer, the results show that, compared with traditional modal decomposition and eigenvalue extraction algorithms, the proposed K-means clustering based on ICEEMDAN-RCMDE achieves excellent clustering performance with an accuracy rate of 95.6% and can effectively identify transformer core looseness faults.

Key words: transformer; diagnosis of iron core looseness; vibration signal; ICEEMDAN algorithm; RCMDE

0 引言

变压器铁心在运输、安装和短路事故等因素作用下容易产生压紧程度逐渐降低的情况,铁心松动

除使振动噪声增大,铁心内部短路外,对变压器抵御短路电流冲击的能力构成巨大威胁,容易引发重大事故^[1-2]。因此,针对变压器铁心运行状况的在线监测、故障诊断,对于及时发现变压器故障隐患、指

收稿日期:2025-09-08; 修回日期:2025-12-01

基金项目:国家自然科学基金项目(51577050);国网江苏省电力有限公司重点科技项目(J2021217NJ)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(51577050), State Grid Jiangsu Electric Power Company Key Science and Technology Project(J2021217NJ).

导针对性的检修,提高变压器运行可靠性具有重要的指导意义^[3-4]。

由于铁心松动引起变压器异常振动,因此可以通过分析变压器的振动信号来判别铁心松动故障^[5-6]。文[7]采用LDA投影算法,并利用额定工况下的振动信号对变压器在运行工况波动下进行了故障识别,最终利用变压器振动信号进行了故障诊断。文[8]对变压器振动信号进行频谱分析,将总谐波畸变率作为特征指标来诊断变压器的运行状态,得出在铁心松动时,基频幅值和谐波含量会显著增加。文[9]提出基于模态分析的变压器铁心松动故障诊断方法,通过变压器振动信号与铁心固有频率的共振响应识别变压器故障。文[10]基于变压器铁心松动前后振动信号非线性特性的变化,提出采用振动信号时域波形的分形维数作为铁心松动诊断特征量,得出变压器铁心松动后,其振动信号的分形维数明显增大,分形维数能准确反映变压器的正常与松动状态。然而,上述方法均忽略了变压器铁心在不同松动程度下振动数据间的差异,从而导致无法对铁心松动程度做出识别。

经验模态分解(EMD)^[11-12]方法是一种常用的针对非平稳信号的分析方法。其实质是通过特征时间尺度来识别信号中所内含的所有振动模态。然而,EMD方法存在模态混叠现象,不能依据时间特征尺度有效地分离出不同的模态分量,从而影响最终故障识别准确率,具有一定的局限性。

因此,文中首先提出基于改进的完全噪声辅助聚合经验模态分解(improved complete ensemble, EMD)算法对变压器振动信号进行分解,该算法能够很好地消除模态混叠现象。然后为了反应振动信号的复杂特性、获取更多的特征信息,采用精细复合多尺度散布熵计算与原始振动信号相关度最高的3个IMF分量的熵值,得到一个多维的特征值矩阵,为提高计算效率,利用PCA对特征值矩阵进行降维,最后为实现故障识别,采用识别率高的K-means聚类算法对多组低维特征值矩阵表示的振动数据进行故障的分类识别。实验结果表明,文中所提出的基于ICEEMDAN-RCMDE的K-means聚类结果准确率较高,为变压器故障分析提供一种有效的诊断方式。

1 振动信号预处理

1.1 ICEEMDAN

ICEEMDAN能够将变压器振动信号中不同尺

度的波动和趋势进行逐级分解,它是由CEEMDAN发展而来。CEEMDAN算法是一种新型信号分解算法^[13-14]。其具体分解过程如下描述。

步骤1),在变压器原始振动信号序列 $f(t)$ 中添加 K 次高斯白噪声,得到共 K 次实验的加噪信号 $f_i(t)$,其中 $i=1,2,3,\dots,k$ 。

$$f_i(t)=f(t)+\varepsilon\delta_i(t) \quad (1)$$

式(1)中: ε 为噪声系数; $\delta_i(t)$ 为第 i 次处理时加入的高斯白噪声。

步骤2),利用EMD对增加白噪声后的新序列 $f_i(t)$ 进行分解,得到第1阶分量(IMF)及其余项 $r_1(t)$,计算第1阶分量均值,得到CEEMDAN的第1个IMF。

$$IMF_1(t)=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^K IMF_1^i(t) \quad (2)$$

$$r_1(t)=f(t)-IMF_1(t) \quad (3)$$

式(2)、(3)中, $IMF_1(t)$ 为CEEMDAN分解获得的第1个模态分量。

步骤3),添加白噪声到分解获得的第 j 阶段余量信号中,继续进行EMD分解。

$$IMF_j(t)=\frac{1}{K}\sum_{i=1}^K E_1\{r_{j-1}(t)+\varepsilon_{j-1}E_{j-1}[\delta_i(t)]\} \quad (4)$$

$$r_j(t)=r_{j-1}(t)-IMF_j(t) \quad (5)$$

式(4)、(5)中: $IMF_j(t)$ 为CEEMDAN分解获得的第 j 个模态分量; $E_{j-1}[\delta_i(t)]$ 为EMD分解序列后得到的第 $j-1$ 个模态分量; ε_{j-1} 为CEEMDAN在第 $j-1$ 阶段加入噪声的噪声系数; $r_j(t)$ 为第 j 阶段余项。

步骤4),若符合EMD停止条件,获取的余项 $r_j(t)$ 不超过两个极值点,则迭代停止,CEEMDAN算法分解结束。

原理图见图1。

ICEEMDAN算法是在自适应噪声完全集合经验模态分解(CEEMDAN)的基础上发展而来。与CEEMDAN在分解过程中直接添加高斯白噪声不同,ICEEMDAN是添加白噪声被EMD分解后的IMF分量^[15-16]。以分解变压器振动信号为例,具体步骤如下。

定义 f 为变压器振动信号, $E_k(\cdot)$ 表示EMD分解获得的第 k 阶模态分量, $C(\cdot)$ 为求解信号的局部均值, $\delta^{(i)}$ 为第 i 个高斯白噪声。

1)添加1组白噪声 $\delta^{(i)}$ 到变压器原始振动信号中,得到序列 $f^{(i)}=f+\beta_0 E(\delta^{(i)})$,获得第1个阶段的残差 $r_1=C(x^{(i)})$ 。

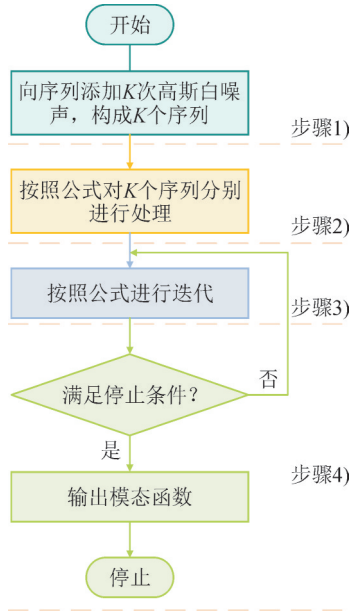


图1 CEEMDAN算法原理图

Fig. 1 Schematic graph of CEEMDAN algorithm

2)用变压器原始振动信号减去第1个阶段的残差,得到第1个IMF分量 $IMF_1 = f - r_1$ 。

3)利用 $r_1 + \beta_1 E(\delta^{(i)})$ 的局部均值的平均值,求得第2个模态分量 IMF_2 。即 $IMF_2 = r_1 - r_2 = r_1 - C[r_1 + \beta_1 E(\delta^{(i)})]$ 。

4)推导出第 K 个残差 $r_k = C[r_{k-1} + \beta_{k-1} E(\delta^{(i)})]$ 和模态分量 $IMF_k = r_{k-1} - r_k$ 。

5)重复步骤4),得到所有模态分量与残差数。

ICEEMDAN 分解方法能有效减缓 EMD 算法中的 IMF 分量可能存在的残余噪声和模态混叠等问题,从而显著提高最终铁心松动故障识别的准确率。

1.2 精细复合多尺度散布熵

2016年 Rostaghi 等^[17]提出计算速度快、稳定性好、鲁棒性好的散布熵算法,用来从多角度反应信号的复杂特性、获取更多的特征信息。散布熵(DE)是一种信号复杂性度量的新特征,变压器铁心振动信号是一种典型的非线性信号,可以使用散布熵提取振动信号特征。

此外,散布熵还具有计算时间短,抗干扰强的优点。在散布熵基础上提出的多尺度散布熵(multi-scale dispersion entropy, MDE)^[18-20]能够在不同尺度反映时间序列的复杂程度。然而,多尺度散布熵度量原始数据时间序列复杂性和不确定性的准确度不高,因此在多尺度散布熵的基础上又进一步提出精细复合多尺度散布熵(RCMDE)^[21-22]。

使用 RCMDE 对 IMF 分量的处理过程如下。

步骤1,将 1.1 节中 ICEEMDAN 算法分解后长度

为 L 的 IMF 数据 $h = \{h_1, h_2, \dots, h_L\}$ 等距离划分,划分的个数定义为 τ ,并定义每一小段数据的起始点。之后,计算每个分段平均值,将平均值组合形成粗粒化序列。原始数据 h , 它的第 k 个粗粒化序列为

$$f_{k,j}^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{b=k+\tau(j-1)}^{k+j\tau-1} h_b \quad 1 \leq j \leq \frac{L}{\tau}, 1 \leq k \leq \tau \quad (6)$$

步骤2,计算每个粗粒化散布模式 π 的概率及其平均值。1) 将 $f_{k,j} = \{f_j, j=1, 2, \dots, N\}$ 映射到 $x = \{x_j, j=1, 2, \dots, N\}$ 。其中, $x_j \in (0, 1)$, x_j 的计算公式为

$$x_j = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{f_j} e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt \quad (7)$$

式(7)中: μ 为均值; σ 为标准差。

2)将 x_j 映射到 $[1, 2, \dots, c]$ 的范围内,得

$$y_j^t = \text{int}(t \cdot x_j + 0.5) \quad (8)$$

式(8)中, y_j^t 为时间序列的类数。

3)由嵌入维数 m 和时间延迟 t 这两个参数构成嵌入向量序列 $y_i^{m,t}$, 计算公式为

$$y_i^{m,t} = \{y_i^t, y_{i+d}^t, \dots, y_{i+(m-1)d}^t\} \quad (9)$$

式(9)中, $i = \{1, 2, \dots, N - (m-1)d\}$ 。

4)计算散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}} (v=1, 2, \dots, t)$, 若 $y_i^t = v_0, y_{i+d}^t = v_1, \dots, y_{i+(m-1)d}^t = v_{m-1}$, 则 $y_i^{m,t}$ 对应的散布模式为 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 。

5)计算所有粗粒化序列下散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的概率 $P(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$, 即

$$P(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{\text{Num}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})}{N - (m-1)d} \quad (10)$$

式(10)中, $\text{Num}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ 为 $y_i^{m,t}$ 映射到 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的个数。

步骤3,计算 RCMDE

$$\text{RCMDE}(X, m, t, d, \tau) = - \sum_{n=1}^{\tau} \bar{P}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln \bar{P}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \quad (11)$$

式(11)中, $\bar{P}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau} P_k^\tau$ 为粗粒化序列 f_k^τ 的散布模式 π 概率的平均值。

RCMDE 解决了 MDE 在粗粒化过程中信息容易丢失的问题,并且稳定性更高,从而保证了最终铁心松动故障识别结果的可靠性。

1.3 PCA

主成分分析算法(PCA)^[23-24]是一种常用的线性降维方法,其主要思想是通过线性变换将高维数据投影到低维空间,并且保留原始数据点中的大部分信息。

PCA的算法步骤,设有 m 条 n 维数据。

- 1)将原始数据点整理成 n 行 m 列矩阵 $\mathbf{X}$;
- 2)零均值化,即用 $\mathbf{X}$ 的每一行(代表一个属性字段)减去这一行的均值;
- 3)计算原始矩阵 $\mathbf{X}$ 的协方差矩阵 $\mathbf{C}$;
- 4)求解协方差矩阵的特征值及对应的特征向量;
- 5)选取最大的 N 个特征值所对应的特征向量;
- 6)将原始特征转换到上面所得到的 N 个特征向量构建的新矩阵 $\mathbf{W}$ 中。

1.4 K-means 聚类

变压器铁心不同松动程度会对应着不同的机械状态,故障诊断需要通过挖掘其振动信号中包含的特征差异,找出不同程度铁心松动故障的差别。文中先通过ICEEMDAN算法分解变压器在铁心不同松动程度下的振动信号,之后采用RCMDE算法计算ICEEMDAN产生的 IMF 分量的熵值,最后通过K-means算法对其进行聚类,实现故障分类与诊断。K-means算法是最常用的聚类算法,它是基于划分方法聚类的,原理是先将 k 个簇类中心初始化,再基于计算样本与中心点的距离归纳各簇类下的所属样本,之后通过迭代,实现样本与其归属的簇类中心的距离为最小的目标^[25]。算法的步骤如下:

- 1)随机设置 k 个样本作为初始的聚类中心(k 代表聚类的个数);
- 2)计算数据集中每个样本到 k 个聚类中心的距离,并将这些样本归属到与之距离最小的聚类中心所对应的类中;
- 3)对于每个簇类,重新计算各自的簇类中心位置;
- 4)重复2)和3)这两步操作,直到达到某个中止条件(如迭代次数,簇类中心位置不变等)。

将多组PCA降维后的特征值矩阵采用上述聚类方法实行聚类,最终实现对变压器铁心不同程度松动故障的识别与分类。

2 变压器振动信号采集

文中选取一台型号为S13-M-200/10的10 kV三相油浸式变压器作为实验对象,其联结组标号为Dyn11,对其进行铁心松动故障模拟实验,实验现场布置图见图2。

如图2所示,在接线完成后,实验先将调压器连接至220 V交流电源以获取380 V的输入电压,然后将该电压经过设定好的500 Ω 电阻连接至变压器低压侧,该电阻作用是限制合闸时产生的过大的瞬

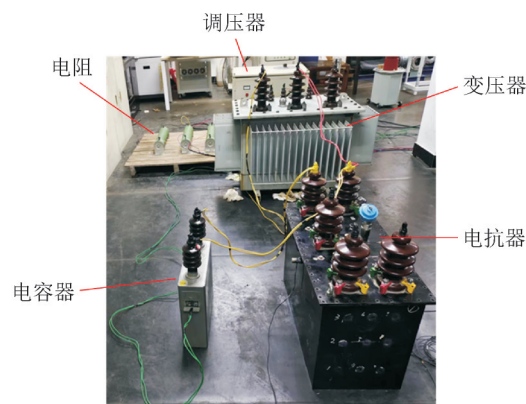


图2 实验现场布置图

Fig. 2 Layout of the experiment site

时电流,从而防止发生跳闸事件。为了模拟变压器带负载运行时的正常状态,本实验在变压器高压侧连接了30 Mvar的电抗器以及30 Mvar的电容器。这两种负载相互抵消,防止系统无功增加改变变压器运行状态,从而影响对变压器正常带载运行时的振动信号特征的判断。

实验使用采集仪型号为DHDAS,传感器为IEPE的单个压电式加速度传感器,采样范围为0.01~10 kHz,误差在 ± 0.06 dB内。为便于实验操作,文中将加速度传感器配置在变压器A相绕组上方的顶盖处,由于变压器顶盖与铁心直接相连,因此振动信号可从铁心传递至变压器顶盖。需要说明的是,变压器的三相绕组在机械上具有相同的结构,在电气上相互对称,因此选择A相作为铁心松动故障发生相具有一定的普适性。文中设置采样频率为5 kHz,每组数据采样时间为20 s,共100 000个信号数据。

变压器铁心松动故障现场布置情况见图3。铁心松动设置具体如下:首先将变压器顶盖与铁心吊起,之后拧松靠近A相侧铁心的紧固螺母,使铁心松动。将变压器铁心松动程度定义为铁心硅钢片之间的缝隙的大小,判断依据为扭力扳手对紧固螺母施加力的大小,将变压器出厂时螺母状态定义为无松动状态,刚好使得螺母松开的力矩为15 N·m,因为松动关系不与力矩大小成正比,所以综合考虑取松动80%状态时力矩为原始力矩的80%,松动60%状态时为60%。最后将铁心放入油箱并盖上顶盖,调节变压器电源,使铁心松动的变压器在与正常运行时相同的条件下运行,测量变压器在低压侧380 V电压下的振动信号。

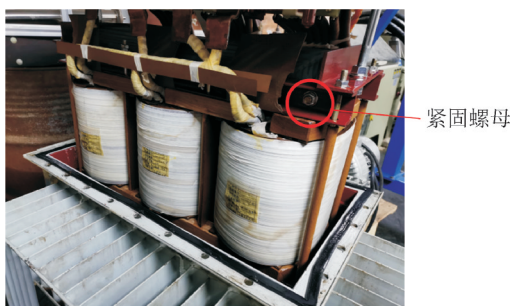


图3 故障设置

Fig. 3 Fault setting

3 实验结果与分析

在获取变压器铁心3种运行状态(正常、铁心松动60%、铁心松动80%)的振动信号后,文中首先采用ICEEMDAN算法对振动信号进行分解,分解出一系列 IMF 分量。之后计算各 IMF 分量与原始振动信号的相关系数 CC (correlation coefficient),选择相关性高的3个 IMF 分量作为有效分量。再计算这3个 IMF 分量的RCMDE,将提取出的特征值形成特征矩阵,之后通过主成分分析方法对该矩阵进行降维,最后利用K-means算法对多组低维特征值矩阵表示的振动数据进行故障的分类识别。

文中所获取的振动信号共90组,每种工况分别为30组。以选取每种工况一组为例,3种不同工况下的变压器振动信号见图4。

如图4所示,变压器在不同工况下的振动信号特征不同,3种工况在100、200、300 Hz处幅值差异明显。在100 Hz处,无松动工况下幅值为1.7,而在松动60%和松动80%工况下幅值分别为1.3和1.2;在200 Hz处,无松动工况下幅值为0.2,而在松动60%和松动80%工况下幅值分别为0.5和0.4;在300 Hz处,无松动工况下幅值为0.9,而在松动60%和松动80%工况下幅值均为0.5。因此,无松动和有松动之间幅值差异明显,而松动60%和松动80%这两种工况幅值差异较小。为进一步体现3种工况的差异并验证文中所提方法,分别用EMD和ICEEMDAN方法对振动信号进行分解,得出 IMF 分量。分解结果见图5、6。

如图5所示,通过EMD分解得到10个 IMF 分量。其中分解得到的 IMF 分量中存在明显模态混叠现象。如图6所示,3种不同工况振动信号采用ICEEMDAN分解均获得了12个分量。这12个分量没有产生模态混叠的问题。因此,如1.1节中所述,文中采用ICEEMDAN算法来分解变压器振动信号,保证了最终对铁心不同松动程度故障识别的准确

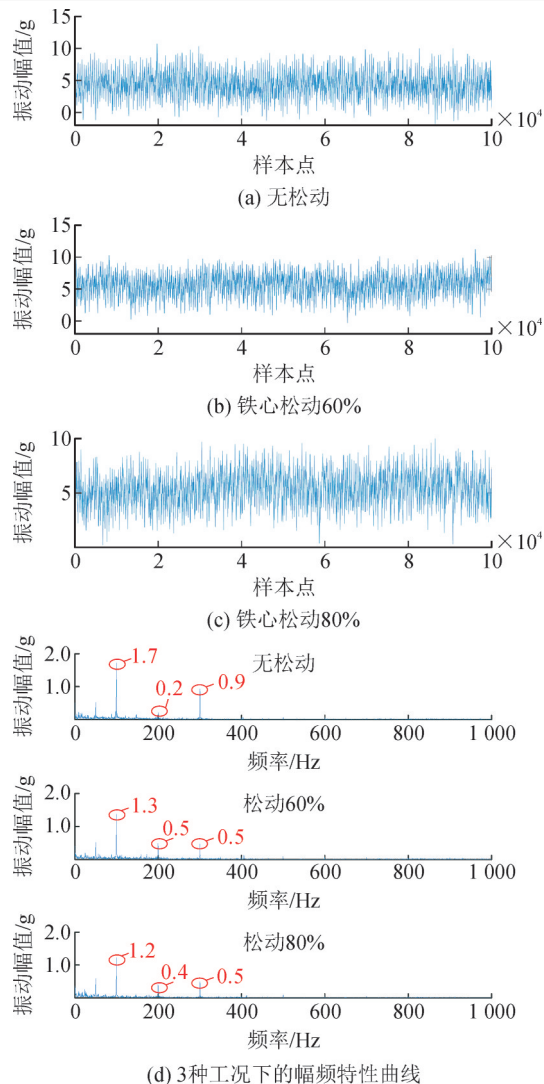


图4 变压器3种工况下的振动信号及幅频特性曲线
Fig. 4 Vibration signals and amplitude-frequency characteristic curves of transformers under three operating conditions

性。不同工况的振动信号分解出的 IMF 分量特征不同,表明ICEEMDAN方法分解的细致。

由于图6中存在噪声,为了获取振动信号的有效细节信息,计算各 IMF 分量与原始振动信号的 CC ,选择相关性高的3个 IMF 分量作为有效分量。 CC 计算结果见图7。

如图7所示,3种工况下 IMF_5 、 IMF_6 、 IMF_7 3个分量 CC 较大,因此选择这3个分量作为有效分量,进行后续的求熵步骤。

为证明RCMDE较于MDE在信号特征提取方面的稳定性,以铁心松动60%和无松动状态下的振动信号为例,分别采用MDE和RCMDE计算两组信号熵值,参数均设置为 $m=3$, $c=6$, $d=1$,尺度因子 $\tau=10$ 。熵值曲线见图8、9。

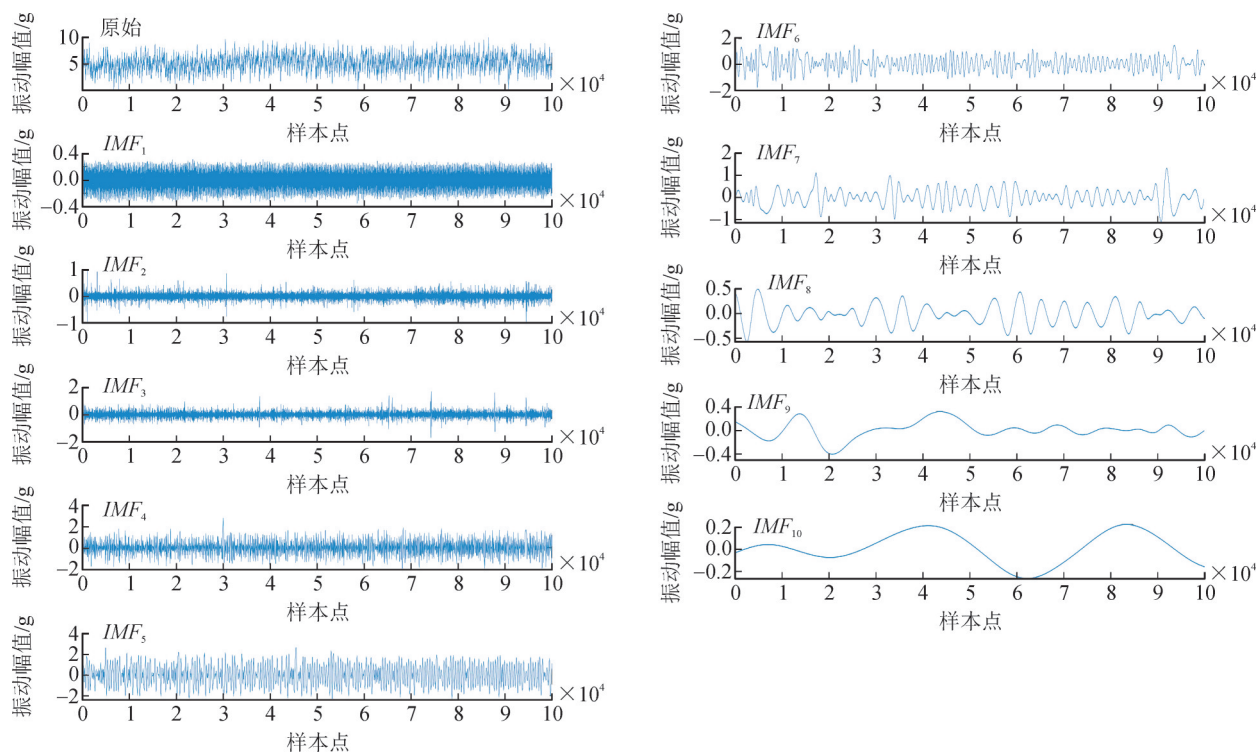


图5 EMD分解图

Fig. 5 EMD decomposition graph

如图8、9所示,RCMDE的熵值曲线整体情况比MDE的更为平稳,这一现象表明了精细复合多尺度散布熵算法的稳定性更好。因此文中采用的RCMDE具有更好的特征提取效果,如1.2节中所

述,保证了最终铁心松动故障识别结果的可靠性。采用RCMDE量化变压器铁心振动信号的特征信息,形成的特征值矩阵如下。

1)正常运行状态形成的特征值矩阵为

$$R_3 = \begin{bmatrix} 2.221\ 687 & 2.506\ 637 & 2.731\ 083 & 2.918\ 711 & 3.079\ 513 & 3.213\ 439 & 3.322\ 801 & 3.416\ 524 & 3.498\ 380 & 3.577\ 576 \\ 1.976\ 172 & 2.120\ 615 & 2.244\ 002 & 2.353\ 554 & 2.451\ 805 & 2.540\ 842 & 2.621\ 617 & 2.696\ 339 & 2.765\ 762 & 2.832\ 103 \\ 1.884\ 335 & 1.958\ 452 & 2.024\ 519 & 2.085\ 265 & 2.141\ 973 & 2.195\ 406 & 2.246\ 215 & 2.294\ 775 & 2.341\ 408 & 2.386\ 364 \end{bmatrix}$$

2)铁心松动60%形成的特征值矩阵为

$$R_1 = \begin{bmatrix} 2.186\ 060 & 2.453\ 210 & 2.666\ 466 & 2.847\ 216 & 3.002\ 102 & 3.133\ 397 & 3.243\ 787 & 3.340\ 339 & 3.426\ 971 & 3.507\ 613 \\ 1.973\ 720 & 2.121\ 943 & 2.248\ 430 & 2.359\ 812 & 2.459\ 566 & 2.549\ 058 & 2.629\ 869 & 2.702\ 988 & 2.770\ 540 & 2.833\ 415 \\ 1.891\ 422 & 1.969\ 156 & 2.038\ 309 & 2.101\ 729 & 2.160\ 854 & 2.216\ 422 & 2.269\ 039 & 2.318\ 988 & 2.366\ 704 & 2.412\ 444 \end{bmatrix}$$

3)铁心松动80%形成的特征值矩阵为

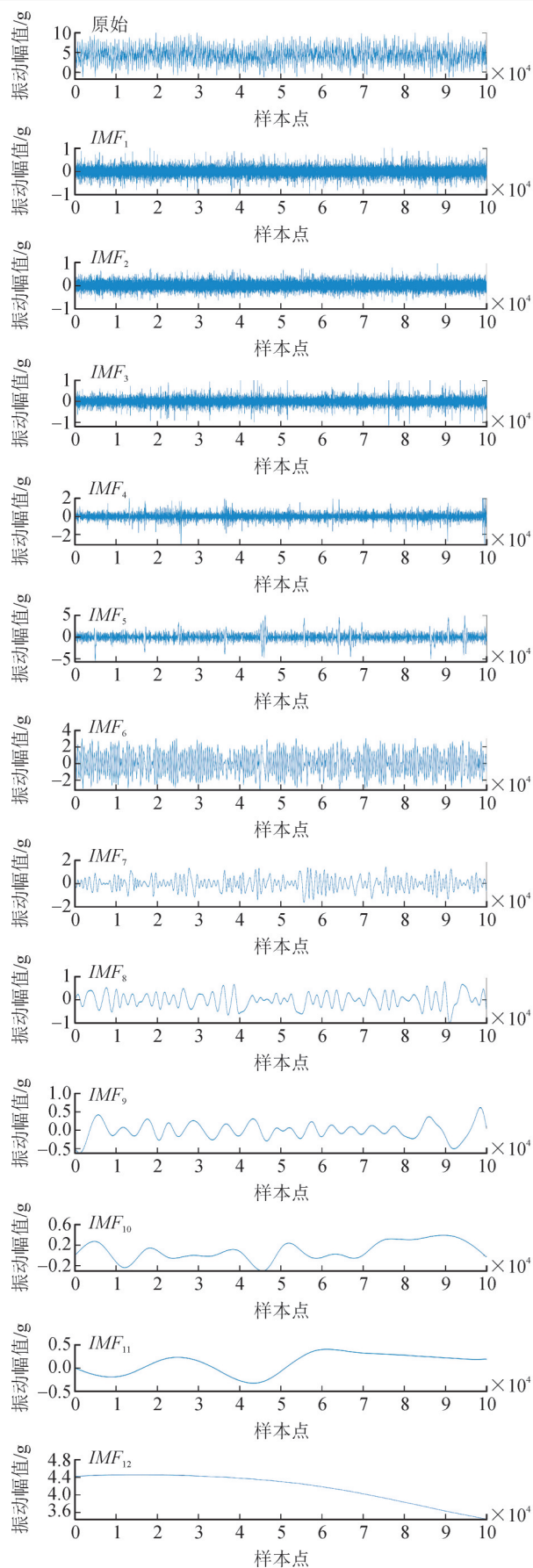
$$R_2 = \begin{bmatrix} 2.210\ 016 & 2.488\ 985 & 2.707\ 344 & 2.893\ 584 & 3.048\ 828 & 3.175\ 801 & 3.285\ 229 & 3.380\ 776 & 3.470\ 864 & 3.553\ 709 \\ 1.971\ 361 & 2.120\ 490 & 2.247\ 395 & 2.358\ 865 & 2.458\ 170 & 2.547\ 187 & 2.627\ 039 & 2.699\ 022 & 2.764\ 413 & 2.824\ 570 \\ 1.882\ 342 & 1.955\ 182 & 2.020\ 180 & 2.079\ 987 & 2.135\ 866 & 2.188\ 561 & 2.238\ 595 & 2.286\ 344 & 2.332\ 083 & 2.376\ 228 \end{bmatrix}$$

由RCMDE计算得出的特征值矩阵维度较高,文中采用PCA对特征值矩阵进行降维,从而便于后续处理。以铁心松动60%的特征值矩阵为例,设特征值矩阵为 $R = \{X^T, Y^T, Z^T\}$,其中 X 、 Y 、 Z 分别表示矩阵中的行向量,以 X 向量为例,采用PCA计算其贡献率,根据贡献率大小选出有用的特征量。随主成分变化的贡献率和累计贡献率见图10。

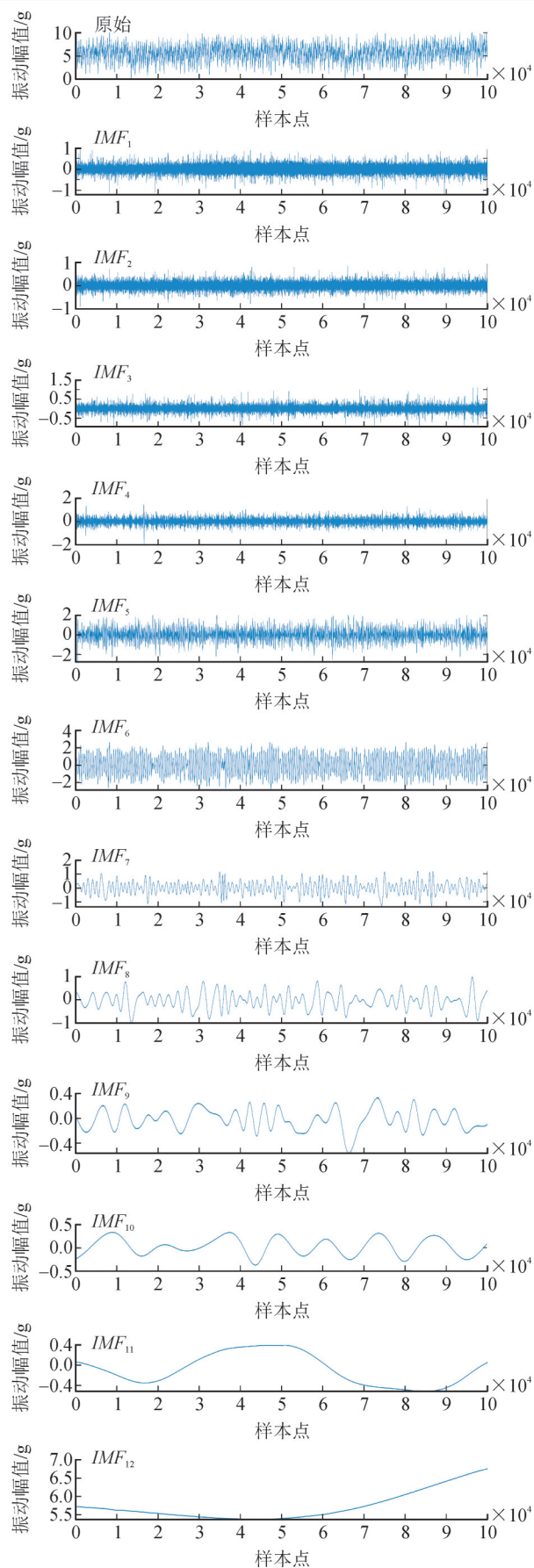
如图10所示,第一主成分的贡献率为96.86%,

该主成分占据了数据的主导信息,因此选择该主成分作为特征向量,其余成分可以放弃。通过PCA降维,RCMDE形成的 3×10 的特征值矩阵可以简化为 3×1 矩阵。由RCMDE构成的3种工况下的特征值矩阵见图11。

如图11所示,文中将降维后3种工况的低维矩阵特征值通过柱状图来展示。可以看出,PCA降维后的矩阵不仅保留了相关性高的特征值,还减少了特征值个数,显著提高了铁心松动故障识别的效率。



(a) 无松动



(b) 铁心松动60%

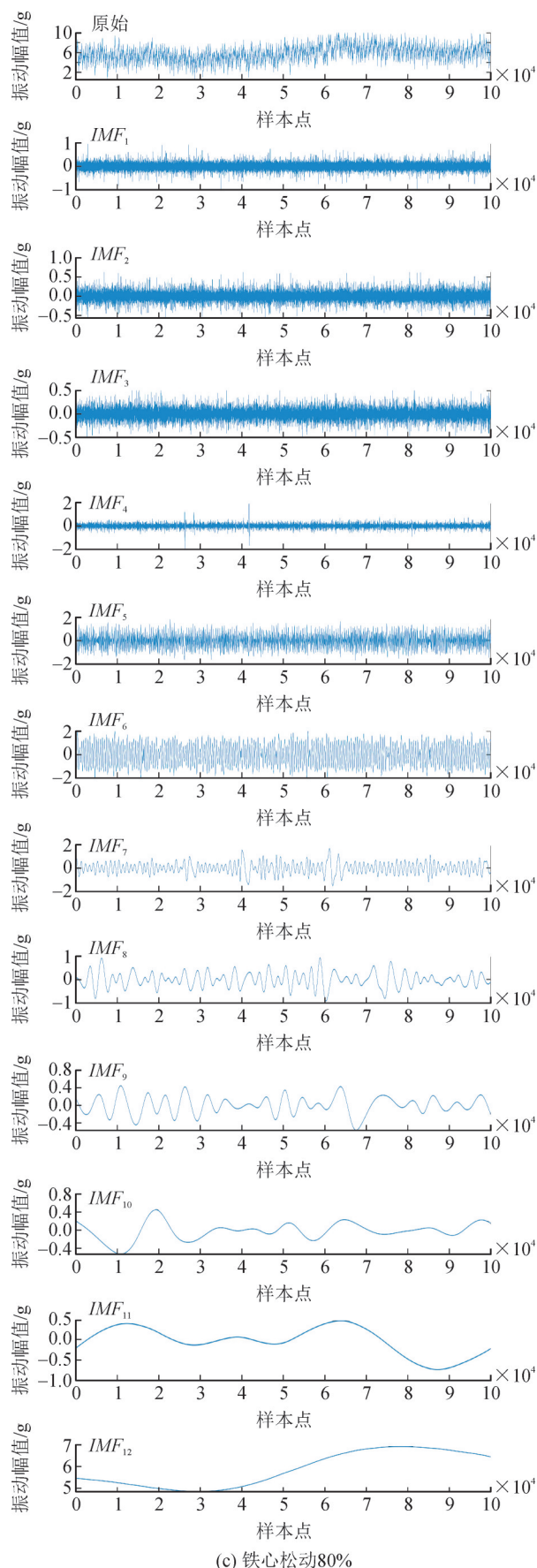


图6 ICEEMDAN分解图

Fig. 6 ICEEMDAN decomposition graph

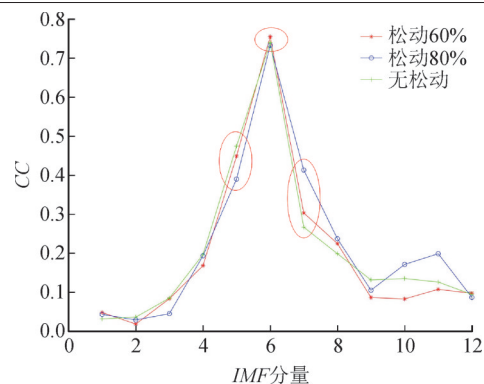


图7 IMF分量相关系数变化

Fig. 7 Variation of correlation coefficient of IMF component

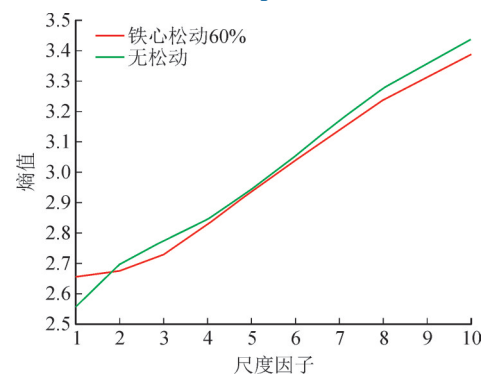


图8 MDE熵值曲线图

Fig. 8 MDE entropy curve

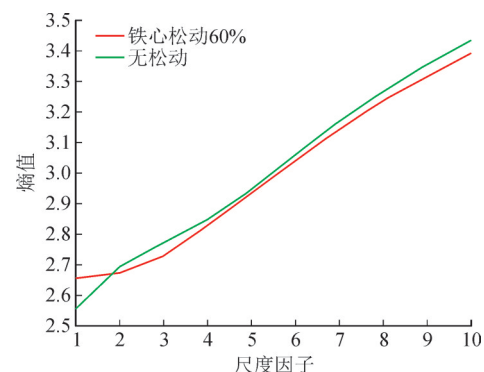


图9 RCMDE熵值曲线图

Fig. 9 RCMDE entropy curve

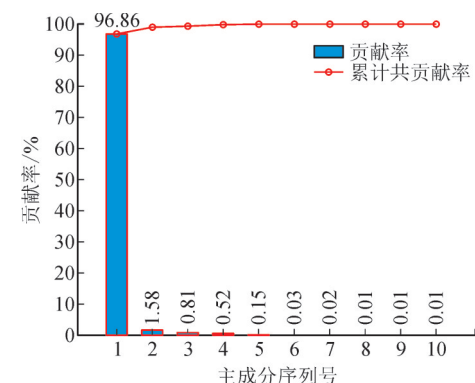


图10 主成分贡献率及累计贡献率

Fig. 10 Principal component contribution rate and cumulative contribution rate

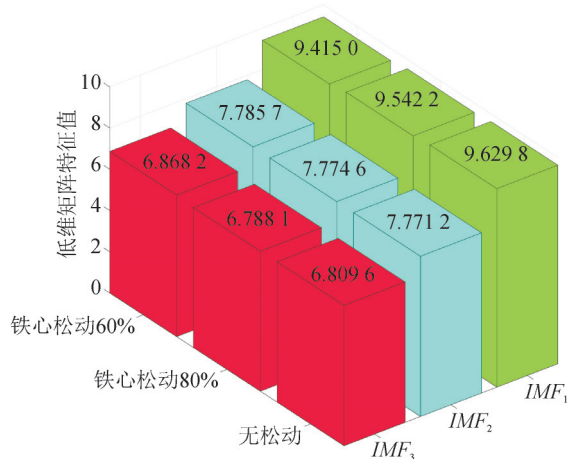


图11 PCA降维后采用RCMDE形成的特征值矩阵

Fig. 11 Eigenvalue matrix formed by RCMDE after PCA

最后,文中采用K-means聚类算法对90组处理后的变压器振动数据进行聚类识别。为了便于比较,文中进行了基于EMD-MDE的K-means聚类,识别结果见图12、表1。

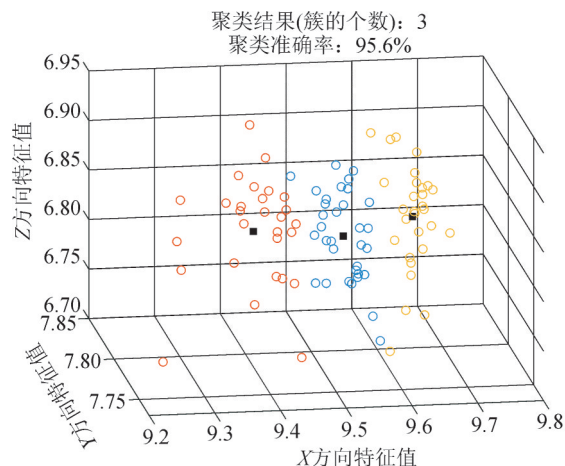
图12、表1显示,首先,基于ICEEMDAN-MDE和ICEEMDAN-MSE的K-means聚类结果准确率分别为74.4%和67.8%,因此,MDE和MSE量化出的特征值矩阵并不能准确区分出铁心无松动、铁心松动60%和铁心松动80%这3种工况。其次,采用EMD-MDE和EMD-MSE的聚类结果分别为64.4%和62.2%,表明采用EMD对原始振动信号数据进行分解最终得出的聚类效果低于ICEEMDAN。最后,文中采用的基于ICEEMDAN-RCMDE的K-means聚类识别准确率为95.6%,与其他4种方法相比,具有最好的聚类效果。

综上,文中实验证明,基于ICEEMDAN-RCMDE的K-means聚类能有效识别变压器铁心松动故障,具有较高的识别精度。

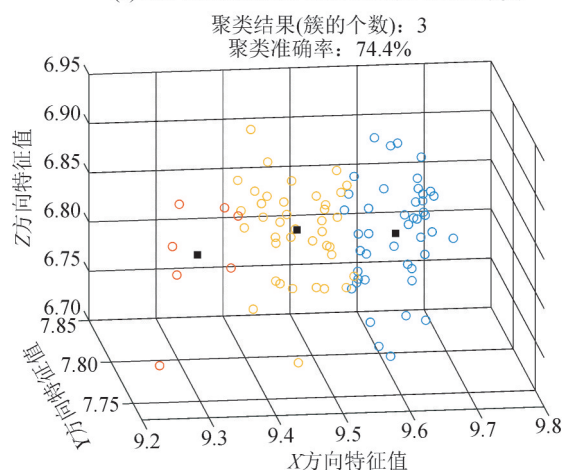
4 结论

文中提出了一种将ICEEMDAN、RCMDE和K-means 3种方法相结合的变压器故障诊断方法。采用ICEEMDAN分解变压器铁心振动信号,利用RCMDE对分解后的特征分量进行量化。其中RCMDE在信号量化方面具有关键的作用。同时文中采用K-means对提取出的特征值进行聚类识别,结论如下:

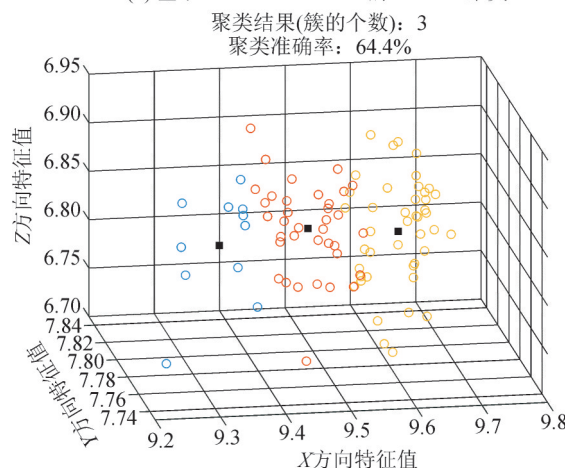
1)在传统EMD方法分解的IMF分量中存在模态混叠的问题。ICEEMDAN算法能够很好地消除模态混叠现象,同时ICEEMDAN分解的更细致。



(a) 基于ICEEMDAN-RCMDE的K-means聚类



(b) 基于ICEEMDAN-MDE的K-means聚类



(c) 基于EMD-MDE的K-means聚类

图12 K-means聚类结果图

Fig. 12 K-means clustering result graph

2)熵值计算能有效量化时间序列的复杂性和不确定性,散布熵具有计算时间短,抗干扰强的优点。而精细复合多尺度散布熵相比于MDE稳定性更好。ICEEMDAN与RCMDE所结合的方法能够有效地区分不同铁心松动程度故障的变压器振动信号。

表1 K-means聚类结果表

Table 1 K-means clustering result table

信号分解及求 熵算法	聚类 组数	正确聚 类数	正确率/%
ICEEMDAN-RCMDE	90	87	95.6
ICEEMDAN-MDE	90	67	74.4
ICEEMDAN-MSE	90	61	67.8
EMD-MDE	90	58	64.4
EMD-MSE	90	56	62.2

3)文中将 ICEEMDAN-RCMDE、ICEEEMDAN-MDE、ICEEMDAN-MSE、EMD-MDE 以及 EMD-MSE 这5种算法分别与K-means聚类相结合,并对结果做出对比分析,结果表明,基于ICEEMDAN-RCMDE的K-means聚类效果最好,变压器故障识别准确率高,为变压器故障分析提供了一种有效的诊断方式。

参考文献:

- [1] 马宏忠,赵宏飞,陈楷,等.基于振动的变压器铁芯松动判定方法[J].电力系统自动化,2013,37(14):101-106.
MA Hongzhong, ZHAO Hongfei, CHEN Kai, et al.Determine method for transformer core looseness based on vibration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(14): 101-106.
- [2] 周广宇,桑旺,陈启辉,等.新能效电力变压器铁心结构优化的思考及应用[J].变压器,2025,62(9):19-24.
ZHOU Guangyu, SANG Wang, CHEN Qihui, et al.Considerations and applications of core structure optimization in new energy - efficiency power transformers [J]. Transformer, 2025, 62(9): 19-24.
- [3] 刘道生,刘龙生,王永胜,等.非晶合金立体卷铁心振动特性分析及其振动抑制[J].变压器,2025,62(6):1-8.
LIU Daosheng, LIU Longsheng, WANG Yongsheng, et al.Analysis of vibration characteristics of amorphous alloy three - dimensional coiled core and its suppression method[J]. Transformer, 2025, 62(6): 1-8.
- [4] 王然丰.电力变压器铁心振动模态分析[J].变压器,2024,61(10):41-45.
WANG Ranfeng.Vibration modal analysis of power transformer core [J]. Transformer, 2024, 61(10): 41-45.
- [5] 徐春苗,于健,蔡铭.硅钢片干式铁心电抗器的电磁-机械耦合振动特性研究[J].变压器,2025,62(8):39-44.
XU Chunmiao, YU Jian, CAI Ming.Electromagnetic - mechanical coupling vibration characteristics of dry core reactor with silicon steel sheet[J]. Transformer, 2025, 62(8): 39-44.
- [6] 黄丰,郭淳,邱冰兵,等.基于电磁-结构场的油浸式变压器振动特性及信号反演研究[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):276-286.
HUANG Feng, GUO Chun, QIU Bingbing, et al.Vibration characteristics and signal inversion of oil - immersed transformer based on electromagnetic - structural field[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 276-286.
- [7] 赵莉华,张振东,张建功,等.运行工况波动下基于振动信号的变压器故障诊断方法[J].高电压技术,2020,46(11):3925-3933.
ZHAO Lihua, ZHANG Zhendong, ZHANG Jiangong, et al.Diagnosis methods for transformer faults based on vibration signal under fluctuating operating conditions[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(11): 3925-3933.
- [8] 刘胜军,孙志鹏,沈辰,等.基于振动频谱分析和总谐波畸变率的电力变压器故障诊断方法研究[J].电网与清洁能源,2021,37(3):86-91.
LIU Shengjun, SUN Zhipeng, SHEN Chen, et al.Research on fault diagnosis of power transformers based on spectral analysis of vibration signals and total harmonic distortion[J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(3): 86-91.
- [9] 赵莉华,程胤璋,武立平,等.基于模态分析的变压器铁芯故障诊断[J].电测与仪表,2019,56(11):8-13.
ZHAO Lihua, CHENG Yinzhong, WU Liping, et al.Transformer core fault diagnosis based on modal analysis[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(11): 8-13.
- [10] 赵莉华,丰遥,谢荣斌,等.基于振动信号分形维数的变压器松动诊断方法[J].电测与仪表,2018,55(3):7-12.
ZHAO Lihua, FENG Yao, XIE Rongbin, et al.Transformer fault diagnosis method based on fractal dimension of vibration signals[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(3): 7-12.
- [11] 张大海,杨宇辰,刘艳梅,等.基于EMD与Spearman相关系数的混合直流线路纵联保护方法[J].电力系统保护与控制,2021,49(9):1-11.
ZHANG Dahai, YANG Yuchen, LIU Yanmei, et al.Hybrid HVDC line pilot protection method based on EMD and Spearman correlation coefficient[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(9): 1-11.
- [12] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al.The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society, 1998, 454(1971): 903-995.
- [13] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al.A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Prague, Czech Republic: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [14] 罗兵,徐立,王婷婷,等.基于CEEMDAN-GAF的变压器机械故障检测方法[J].电测与仪表,2024,61(7):169-176.
LUO Bing, XU Li, WANG Tingting, et al.Mechanical faults detection method for transformers based on CEEMDAN - GAF[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(7): 169-176.
- [15] 杨洋,郭兴明,郑伊能,等.基于ICEEMDAN-MSE的左室舒张功能障碍心音信号的识别研究[J].仪器仪表学报,2022,43(1):274-281.
YANG Yang, GUO Xingming, ZHENG Yineng, et al.Study on left ventricular diastolic dysfunction heart sound signals identification based on ICEEMDAN - MSE[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(1): 274-281.

- [16] 王浩楠, 崔宝珍, 彭智慧, 等. 应用ICEEMDAN和SVM的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 24-30.
WANG Haonan, CUI Baozhen, PENG Zhihui, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox using ICEEMDAN and SVM[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(1): 24-30.
- [17] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: A measure for time-series analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(5): 610-614.
- [18] 骆 钊, 张 涛, 阮彦俊, 等. 基于APSO-SSD-SVD的特高压换流站OLTC振动信号降噪方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(21): 13-23.
LUO Zhao, ZHANG Tao, RUAN Yanjun, et al. Noise reduction method for the OLTC vibration signal of a UHV converter station based on APSO - SSD - SVD[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(21): 13-23.
- [19] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. Physical Review E Statistical Nonlinear and Soft Matter Physics, 2005, 71(2 Pt 1): 021906.
- [20] 程 珩, 励文艳, 权 龙, 等. 基于VMD-MDE和ELM的柱塞泵微弱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(4): 635-642.
CHENG Hang, LI Wenyang, QUAN Long, et al. Weak fault diagnosis of piston pump based on VMD-MDE and ELM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(4): 635-642.
- [21] AZAMI H, ROSTAGHI M, ABASOLO D, et al. Refined composite multiscale dispersion entropy and its application to biomedical signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12): 2872-2879.
- [22] 韩国国, 史小军, 王 晖, 等. 基于RCMDE和KFCM的煤矿电网故障选线方法[J]. 工矿自动化, 2022, 48(8): 92-99.
HAN Guoguo, SHI Xiaojun, WANG Hui, et al. Fault line selection method for coal mine power grid based on RCMDE and KFCM[J]. Industry and Mine Automation, 2022, 48(8): 92-99.
- [23] 颜湘武, 李君岩. 基于主成分分析法的直驱式风电场分群方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 127-133.
YAN Xiangwu, LI Junyan. Grouping method of direct drive wind farm based on principal component analysis[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 127-133.
- [24] 韩平平, 夏 雨, 丁 明, 等. 基于PCA和CA-ST方法的风电场等值建模研究[J]. 太阳能学报, 2020, 41(11): 267-277.
HAN Pingping, XIA Yu, DING Ming, et al. Equivalent modeling of wind farm based on PCA and CA-ST methods[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(11): 267-277.
- [25] 杨金东, 李 文. 基于K-Means算法的配电网负荷和拓扑等效方法[J]. 电力电容器与无功补偿, 2022, 43(2): 147-153.
YANG Jindong, LI Wen. Equivalent method of distribution network load and topology based on K-Means algorithm[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2022, 43(2): 147-153.

连恒鹏(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力变压器状态监测与故障诊断(通信作者)(E-mail: 2424965984@qq.com)。

(上接第58页)

- [20] 孙同敏. 基于DBN-SVM的航空发动机健康状态评估方法[J]. 控制工程, 2021, 28(6): 1163-1170.
SUN Tongmin. Research on aero engine health state assessment using DBN and SVM[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(6): 1163-1170.
- [21] HINTON G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[J]. Neural Computation, 2002, 14(8): 1771-1800.
- [22] HUANG Guangbin, ZHOU Hongming, DING Xiaojian, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B, Cybernetics: A Publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 2012, 42(2): 513-529.
- [23] HUANG Guangbin. An insight into extreme learning machines: Random neurons, random features and kernels[J]. Cognitive Computation, 2014, 6(3): 376-390.
- [24] 杨锡运, 关文渊, 刘玉奇, 等. 基于粒子群优化的核极限学习机模型的风电功率区间预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2015(s1): 146-153.
YANG Xiyun, GUAN Wenyuan, LIU Yuqi, et al. Prediction intervals forecasts of wind power based on PSO - KELM[J]. Proceedings of the CSEE, 2015(s1): 146-153.
- [25] XUE Jiankai, BO Shen. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [26] 李雅丽, 王淑琴, 陈倩茹, 等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22): 1-12.
LI Yali, WANG Shuqin, CHEN Qianru, et al. Comparative study of several new swarm intelligence optimization algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(22): 1-12.
- [27] 毛清华, 张 强, 毛承成, 等. 混合正弦余弦算法和Lévy飞行的麻雀算法[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2021(6): 1086-1091.
MAO Qinghua, ZHANG Qiang, MAO Chengcheng, et al. Mixing sine and cosine algorithm with Lévy flying chaotic sparrow algorithm[J]. Journal of Shanxi University(Natural Science Edition), 2021(6): 1086-1091.
- [28] 李腾飞, 郝玉杰, 袁 方, 等. 基于多源特征信息融合的油浸式变压器故障智能诊断模型[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(1): 48-57.
LI Tengfei, HAO Yujie, YUAN Fang, et al. Intelligent transformer fault diagnosis model based on multi-source feature information fusion[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(1): 48-57.

徐松晓(1981—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化(E-mail: xusongxiao@163.com)。

赵军愉(1989—), 男, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化(E-mail: 770015335@qq.com)。

张元波(1984—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统及其自动化(E-mail: 437106183@qq.com)。

王 艳(1981—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力设备态势感知与智能运维、电力系统通信、电力系统继电保护(通信作者)(E-mail: 18288061@qq.com)。