

基于 50 Hz 倍频小波时频熵和 RUSBoost 的 变压器绕组松动声纹识别^{*}

李 楠¹, 马宏忠¹, 朱 昊¹, 王 健¹, 崔佳嘉¹, 何 萍²

(1. 河海大学 能源与电气学院, 江苏南京 211100; 2. 国网南京供电公司, 江苏南京 210019)

摘要: 变压器绕组松动故障给电力系统安全稳定埋下巨大隐患, 目前缺乏切实有效的诊断方法。因此提出一种基于 50 Hz 倍频小波时频熵和 RUSBoost 的变压器绕组松动声纹识别方法。首先, 针对变压器声纹特点提出 50 Hz 倍频小波时频熵, 用于声纹信号特征提取。然后, 针对变压器故障样本较少导致的样本不平衡的问题, 提出基于 RUSBoost 模型的模式识别。最后, 在现场实测数据的基础上验证了该方法的有效性。研究结果表明, 所提方法对变压器绕组不同松动程度的故障均能实现可靠诊断, 平均识别准确率达到了 98.9%。样本较少的 75% 松动和 100% 松动的识别准确率也分别高达 97.2% 和 94.6%。相较于 RF、DT、KNN 以及 SVM 等传统模型, 总体识别准确率至少提高 3.3%, 样本较少的 75% 松动和 100% 松动的识别准确率至少提高了 2.8% 和 2.5%。

关键词: 变压器声纹; 状态监测; RUSBoost; 50 Hz 倍频小波时频熵

中图分类号: TM41 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2022)05-0087-07

doi: 10.12177/emca.2022.016

Transformer Winding Looseness Voiceprint Recognition Based on 50 Hz Frequency Multiplying Wavelet Time-Frequency Entropy and RUSBoost^{*}

LI Nan¹, MA Hongzhong¹, ZHU Hao¹, WANG Jian¹, CUI Jiajia¹, HE Ping²

(1. School of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. State Grid Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210019, China)

Abstract: The looseness fault of transformer winding leaves a huge hidden danger for the safety and stability of power system, but there is a lack of practical and effective diagnosis methods at present. Therefore, a method of transformer winding looseness voiceprint recognition based on 50 Hz frequency multiplying wavelet time-frequency entropy and RUSBoost is proposed. Firstly, according to the characteristics of transformer voiceprint, the 50 Hz frequency multiplying wavelet time-frequency entropy is proposed to extract the characteristics of voiceprint signal. Then, aiming at the problem of sample imbalance caused by less transformer fault samples, a pattern recognition method based on RUSBoost model is proposed. Finally, the effectiveness of this method is verified on the basis of field measurement data. The research results show that the proposed method can realize reliable diagnosis of transformer winding faults with different degrees of looseness, and the average recognition rate reaches 98.9%. The recognition accuracies of 75% looseness and 100% looseness with fewer samples are as high as 97.2% and 94.6%, respectively. The total recognition accuracy is improved by at least 3.3% compared with traditional models such as RF, DT, KNN and SVM, and the recognition accuracies of 75% looseness and 100% looseness with fewer samples are improved by at least 2.8% and 2.5%, respectively.

收稿日期: 2022-03-14; 收到修改稿日期: 2022-04-17

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51577050); 国网江苏省电力公司科技项目(J2021053)

作者简介: 李 楠(1997—), 男, 硕士研究生, 研究方向为变压器状态监测与故障诊断。

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

Key words: transformer voiceprint; condition monitoring; RUSBoost; 50 Hz frequency multiplying wavelet time-frequency entropy

0 引言

变压器是电力系统的核心设备之一,其安全稳定运行对电力系统的安全性和可靠性起着重要作用^[1]。国家电网统计表明,绕组损坏引起的变压器事故占总事故的 55.6%。绕组松动导致变压器抗短路能力大大降低^[2],给变压器安全稳定运行造成重大隐患,因此迫切需要切实有效的绕组松动故障诊断方法。

针对绕组松动的故障诊断,现有方法主要包括频率响应法、低压脉冲法、短路电抗法以及振动检测法^[3]。频率响应法和低压脉冲法要求设备必须离线检测。短路电抗法允许设备在线检测,但无法准确反映故障程度。振动检测法因其与电力设备之间无电气联系以及可以实现在线监测等优点而受到广泛关注,但是其对测点选择要求较为苛刻。

变压器运行过程中发出的声纹信号中包含大量能够反映设备状态的有效信息。基于声音信号的变压器状态监测与故障诊断,具有与被测对象没有任何接触、易于实现带电监测与诊断等优势,且能很好地解决振动测点空间敏感度过高的问题,展现出广阔的应用前景^[4]。目前,针对变压器噪声产生机理进行了广泛研究^[5-9]。多数学者认为变压器声纹信号由绕组以及铁心振动产生,可以从振动角度去阐述声纹机理^[10],绕组以及铁心振动基频为 100 Hz,因此变压器声纹信号的基频也是 100 Hz^[11]。然而从现场数据测量分析的结果看,变压器声纹信号除 100 Hz 以外,还含有其他 50 Hz 的倍频分量,并且不同类型的变压器以及在变压器不同的运行状态下,其声纹信号也都存在差异^[12]。变压器本身结构的非线性以及声纹信号为多振动源叠加是产生上述现象的主要原因,并且在变压器运行工况波动时,提取的特征量在正常和故障之间存在交叠。因此,传统的特征提取方法难以针对性地提取各类变压器关键故障特征量,无法形成有效的特征提取和识别方法。

近年来人工智能技术在预测、分类等方面的高度发展,给变压器故障诊断和状态监测提供了一种新的思路。包海龙等^[13]针对

常规波束形成算法定位精确度差的问题,开展了基于反卷积波束形成算法的干式变压器异响故障研究。张重远等^[14]提出一种基于 Mel 时频谱-卷积神经网络的变压器铁心松动声纹识别方法。马文嘉等^[15]针对变压器遭受短路冲击时的声信号,提出基于稀疏自适应 S 变换的变压器绕组状态检测方法。大型电力变压器可靠性高,且工况稳定,故障或异常数据往往较难获取,传统的研究方法对变压器声纹信号能够进行有效的特征提取和模式识别,但存在对不平衡数据适用性差和对数据样本数量要求较高等问题。

为解决上述问题,本文提出一种基于 50 Hz 倍频小波时频熵和 RUSBoost 的变压器声纹绕组松动诊断方法。首先,针对变压器声纹特点,提出 50 Hz 倍频小波时频熵,有效提取声纹特征。然后,利用 RUSBoost 模型对不同松动故障进行识别。最后,在现场实测数据的基础上验证了方法的有效性。研究结果表明,本文所提方法对变压器绕组不同松动程度故障能够进行准确识别。

1 变压器声纹产生机理分析

变压器声纹一般可以分为铁心声纹和绕组声纹。变压器声纹由铁心振动和绕组振动产生,声波通过液体或者固体路径传播,最终传播至变压器外的声波为多声源共同耦合叠加而成。声波信号在变压器油以及空气传播中衰减极少,并且声波信号在穿过油箱壁时也不会发生频率偏移现象。因此,声纹特性与振动特性基本保持一致。本文通过分析振动原理对变压器声纹进行分析。

绕组是变压器的基本结构,而线圈是绕组的基本组成单元,存在多种绕制方式。以往的质量-弹簧-阻尼模型大多针对饼式结构,不具备普适性,将垫块间的导线作为基本物理单元,称为简化线圈基本单元。将这种具备机械特性和电磁场特性的物理模型称为绕组两体模型^[16]。绕组两体模型的运动方程为

$$M\ddot{x} + Kx - \frac{\mu l}{2\pi r_0} i^2(t) + \frac{\mu l}{2\pi r_0^2} i^2(t)x = 0 \quad (1)$$

式中: M 为导线段总质量; K 为垫块总刚度; μ 为变压器油磁导率; l 为导线长度; x 为绕组振动位

移, \ddot{x} 为绕组振动加速度; $i^2(t)$ 与 x 的相互作用, 表征导体振动与磁场之间的耦合。

对两体模型进行逐步简化分析, 将原非线性系统转换为线性系统。假设流经绕组的电流为

$$i(t) = I \cos \omega t \quad (2)$$

式中: I 为电流幅值; ω 为电源的角频率。

两体模型可以转换为

$$M\ddot{x} + Kx - \frac{\mu l^2}{2\pi r_0}(1 + \cos 2\omega t) = 0 \quad (3)$$

求解非齐次常系数线性微分方程的通解, 分为齐次方程的通解和非齐次方程的特解, 其中通解为自由分量, 特解为强制分量。由于实际系统中的阻尼存在, 无源的自由分量最终衰减为零, 因此只需要考虑方程的强制分量解:

$$x = \frac{\mu l^2}{2\pi r_0 K} + \frac{\mu l^2}{2\pi r_0(K - 4\omega^2 M)} \cos(2\omega t) \quad (4)$$

式(4)右边第一项为恒定力产生的恒定分量, 第二项中绕组振动的频率为 2ω 。对于 50 Hz 的电力系统而言, 其振动频率为 100 Hz, 即 50 Hz 的偶数倍频分量。在绕组线圈振动情况下, 线圈之间发生周期性变化, 使得导线周围磁场与自身振动存在机电耦合。当变压器绕组固有频率与激励频率满足一定条件时, 会产生参数共振; 当固有频率与电源频率相近时, 产生激励电流的奇数倍频率; 当固有频率为电源频率 2 倍时, 产生偶数倍频率^[17]。

2 50 Hz 倍频小波时频熵

本文针对变压器声纹信号特点, 提出一种针对变压器声纹信号的特征提取方法, 实现对大量音频信号的降维压缩与特征提取, 称之为 50 Hz 倍频占比时频熵(50 FMWTE), 主要针对变压器声纹信号中 50 Hz 倍频分量, 其计算过程如图 1 所示。

(1) 信号预处理。对采集到的声纹信号进行分帧加窗处理, 通过分帧将长声音信号切成短时帧, 选取帧长为 400 ms, 帧重叠率为 0.2, 并利用汉明窗平滑处理, 减轻吉布斯效应影响。

(2) 小波时频分析。对声音信号进行分帧以及加窗处理后, 对声音信号进行连续小波变换, 先确定小波基与尺度, 后求出小波系数, 其计算公式如下:

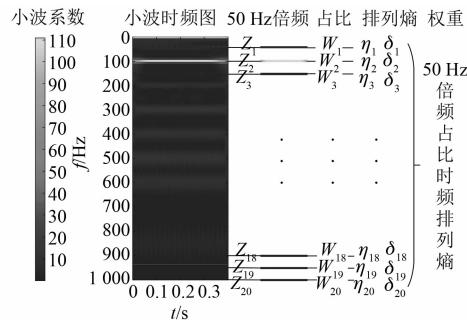


图 1 50 FMWTE 计算过程图

$$W(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \psi\left(\frac{t - \tau}{a}\right) dt \quad (5)$$

式中: $x(t)$ 为输入声音信号序列; ψ 为母小波, 采用复数小波 Complex Morlet, 其在时频两域具有很好的分辨率, 适合处理非平稳的声音信号。

(3) 熵值计算。从小波系数序列中提取 50 Hz 倍频分量小波系数 c_{50xi} ($i=1, 2, 3, \dots, 20$), 并对其进行相空间重构:

$$\begin{aligned} Y = \\ \begin{bmatrix} c_{50xi}(1) & c_{50xi}(1+t) & \cdots & c_{50xi}(1+(m-1)t) \\ c_{50xi}(2) & c_{50xi}(2+t) & \cdots & c_{50xi}[2+(m-1)t] \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{50xi}(K) & c_{50xi}(K+t) & \cdots & c_{50xi}(K+(m-1)t) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

式中: m 为嵌入维数; t 为延迟时间; $K=N-(m-1)t$ 。

将 Y 中每行重构分量按照升序重新排列, 将重新排列后的矩阵记为 $S(l) = \{j(1), j(2), \dots, j(m)\}$, 其中每列数据记为一种符号序列, 并计算每一种符号序列出现的概率, 记为 $\{P_1, P_2, \dots, P_K\}$ 。利用以下公式计算其熵值, 再对计算结果进行归一化处理, 得各 50 Hz 倍频分量的时频熵:

$$H_{pe} = - \sum_{j=1}^K P_j \ln(P_j) \quad (7)$$

(4) 占比权重计算。为削弱无用分量的波动信息, 增强幅值大的分量, 权值采用每种频率分量在时间序列中的最大值之最大值占所有分量在时间序列中的最大值之和的比重, 计算公式如下:

$$\delta_k = \frac{\max(c_{K \times 50})}{\sum_{i=1}^{20} \max(c_{i \times 50})} \quad (8)$$

(5) 50 Hz 倍频小波时频熵计算。将 50 Hz 倍频分量小波时频熵按照频率大小排列构成特征

向量 $\mathbf{H}_{pe,i \times 50} = \{H_{pe,50}, H_{pe,100}, \dots, H_{pe,1000}\}$ 。将权重按照频率大小排列构成权重向量 $\boldsymbol{\delta} = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{20}\}$ 。50 Hz 倍频小波时频熵计算公式如下所示:

$$H_i = \mathbf{H}_{pe,i \times 50} \cdot \boldsymbol{\delta} \quad (9)$$

3 基于 RUSBoost 的绕组松动故障诊断方法

3.1 RUSBoost 模型

人工智能算法往往要求训练集中各样本数据相对均衡,以保证算法具有良好的泛化性。然而作为运行可靠性相对较高的变压器而言,各类样本分布往往不均衡,正常运行状态数据较多,而非正常运行状态数据较少,这使得模型预测结果往往偏向正常状态,对更具意义的非正常样本识别效果不佳。

针对样本数据存在的严重不平衡问题,本文提出基于 RUSBoost 模型建立变压器声纹识别模型,通过欠采样提高数据样本的均衡性,并结合提升法,将多个简单的基学习器提升为强学习器。对比当前基学习器的训练误差调整训练样本的分布权重,并增加惩罚因子,提高后续训练过程中的关注度,再利用调整后的样本训练下一个基学习器,并由此反复迭代^[18]。

RUSBoost 模型通过最小化指数损失函数以达到贝叶斯最优错误率,其中最优权重计算公式为

$$\omega_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad (10)$$

式中: ε_t 为 t 组样本预测错误率。

模型最终输出的学习器为 T 个基学习器的线性权重叠加组合。

$$H(x) = \sum_{t=1}^T \omega_t h_t(x) \quad (11)$$

式中: $h_t(x)$ 为基学习器 h_t 在对应样本 x 下的预测值。

设训练数据集为 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ 。模型流程图如图 2 所示。

3.2 在线故障诊断流程

基于 50 Hz 倍频小波时频熵和 RUSBoost 的变压器绕组松动声纹识别方法如图 3 所示。具体步骤如下。

(1) 50 Hz 倍频小波时频熵计算及特征提

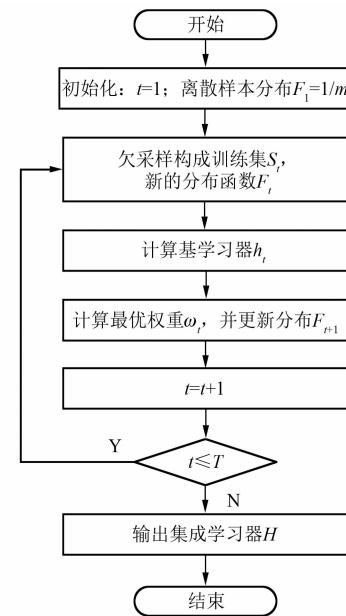


图 2 RUSBoost 模型流程图

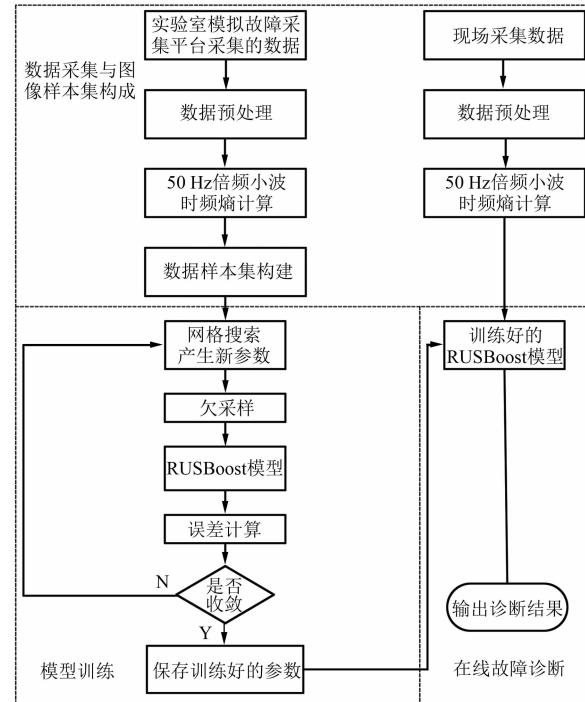


图 3 故障识别流程

取。首先将预处理后的声纹信号进行小波变换,并提取小波系数,然后提取 50 Hz 各倍频小波系数计算熵值,并利用幅值最大值计算各分量占比权重,最后计算 50 Hz 倍频小波时频熵并叠加,构成 21 维的特征向量。

(2) 构建 RUSBoost 识别模型。采集构建训练集数据样本,通过欠采样处理不平衡数据,结合提升法建立模式识别模型,并通过网格搜索调参,完成对模型的训练。

(3) 基于声纹的变压器运行状态监测。提取测试集数据,通过上述方法计算其 50 Hz 倍频小波时频熵,并将计算结果代入训练好的 RUSBoost 识别模型,获得绕组不同松动程度的识别结果。

4 案例分析

4.1 变压器声纹采集平台搭建

本文搭建的变压器声纹数据采集平台如图 4 所示,数据采集平台主要包括变压器、电脑、DHDAS 动态信号采集仪、信号传输线、前置放大器 HS14618 以及电容式声传感器 HS14401 等。

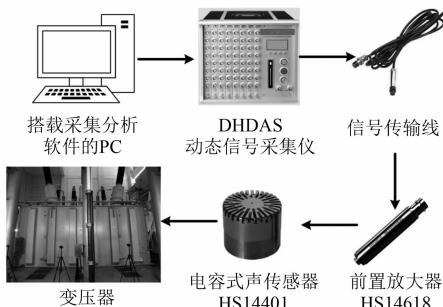


图 4 数据采集平台

在信号测量方面,电容式声传感器有频率范围宽、稳定性好、能最大程度减少自身误差等优势。根据国际测量标准 IEC60651,声信号测量应该覆盖 20 Hz~20 kHz 的可听声范围,因此设备采用 50 kHz 的采样频率。采用抗强磁场干扰的信号传输线,有效减少外界电磁场干扰。电容式声传感器测点布置如图 5 所示,距离变压器油箱外壁 30 cm,距离地面 35 cm。变压器短路试验下,绕组振动产生的声音远大于铁心振动引起的声音。因此,本文开展短路试验,并利用龙门吊和扭力扳手模拟绕组不同松动程度故障。试验设置低压侧短路,高压侧从零开始施加电压,当低压侧电流达到额定值时停止,并测量声纹信号。测量完毕后,重复通过变压器吊芯,并利用扭力扳手调整变压器绕组垂直方向上的紧固螺丝松紧程度,分别调整预紧力为 0、0.25F_N、0.5F_N、0.75F_N 和 F_N,此处 F_N 为额定预紧力,静置后重新测量变压器

声纹数据。

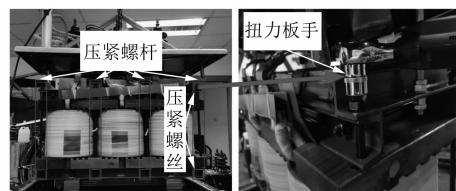


图 5 声传感器测点布置

4.2 声纹信号时频域与测点位置分析

频谱与时频谱是声信号处理的重要特征频率谱,频谱能够反映信号在不同频率的幅值大小,时频谱能够反映声音信号在不同时间下频率能量的分布状况。频谱与时频谱可以有效建立时域与频域之间的联系,展现声音信号的特征信息,反映变压器的运行状态。如图 6 所示,变压器正常运行时的声纹信号频率分量表现为 50、100、150 Hz 等 50 Hz 倍频分量,其中 100、200、300 Hz 频率分量相对较多。

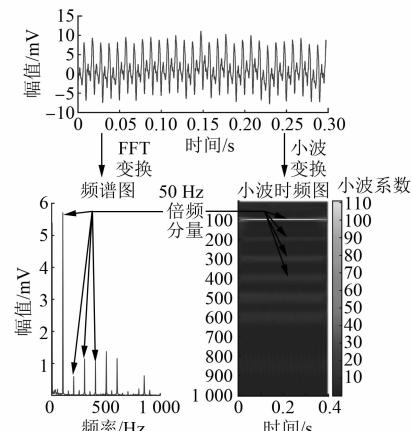


图 6 声纹信号频域与时频分布

对比不同测点数据,如图 7 所示,测点位置不同,声音信号各频率分量幅值大小有所差异,但都表现出相近的趋势。声音信号一般都位于 900 Hz 范围内,并且声音信号频率以 50 Hz 偶数倍分量为主,50 Hz 及其奇数倍分量所占比重较少。变压器声纹为多声源耦合叠加,造成声纹复杂程度增加,测点选取应遵循简单的原则,但变压器状态改变时,测点相对其他测点变化应更为剧烈。2 号测点多次测量结果稳定,声纹特征突出,基频占比高,因此选择此测点作为代表测点进行后续研究分析。

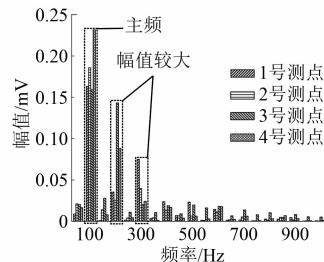


图 7 不同测点数据对比

4.3 变压器绕组松动模式识别

针对变压器声纹信号特点,提出基于 50 Hz 倍频小波时频熵的声纹特征提取方法,既保证了关键信息的提取,又防止数据量过大。对随机森林算法进行改进,优化调整其参数,提高识别率。

数据是模型训练识别的基础,本文对设定的 5 种工况进行数据收集,对麦克风接收到的声纹信号进行数据预处理,并计算其 50 Hz 倍频小波时频熵得到 $[H_1 \ H_2 \ H_3 \cdots \ H_{20}]$,再对各 50 Hz 倍频熵进行叠加求和得到 H_{sum} ,将其组合构成 21 维特征向量 $[H_1 \ H_2 \ H_3 \cdots \ H_{20} \ H_{\text{sum}}]$ 。

为保证模型识别的有效性,在进行模型训练时,需要样本集分成训练集和测试集,样本划分如表 1 所示。在共计 797 组样本中,正常样本 257 组,25% 松动程度样本 240 组,50% 松动程度样本 218 组,75% 松动样本 43 组,100% 松动样本 39 组,各类别样本间最大不平衡率为 6.94。表中对不同的工况设置标签,最后将所有带有标签的样本随机输入到模型中进行训练。

表 1 样本个数

运行工况	标签	样本数
正常	0	257
25% 松动	1	240
50% 松动	2	218
75% 松动	3	43
100% 松动	4	39

模型训练采用 10 折交叉验证的方式,即将数据集划分为 10 个子集,随机挑选其中 1 个子集作为验证组,其他 9 个子集作为训练集,对模型进行 10 次训练和测试,并通过网格搜索的方法对超参数进行寻优。平均准确率对不平衡样本的性能评价不够全面,因此网格搜索的优化目标为寻找最

优 AUC 值。最终设置调整最大分裂数为 37、基学习器个数 45 以及学习率为 0.12。评价结果如图 8 所示。

真实结果	预测结果					准确率
	正常	25%	50%	75%	100%	
100%	257 100%	0 0%	0 0%	0 0%	0 0%	100.0%
75%	14 5.9%	226 94.1%	0 0%	0 0%	0 0%	94.1%
50%	0 0%	0 0%	213 96.8%	0 0%	5 3.2%	96.8%
25%	0 0%	0 0%	0 0%	42 97.7%	1 2.3%	97.7%
正常	0 0%	0 0%	0 0%	2 5.4%	37 94.6%	94.6%

图 8 混淆矩阵

在如图 8 所示的混淆矩阵中,横坐标为模型的预测结果,纵坐标为模型的真实结果,最右边 1 列为模型识别准确率。由图 8 可知,针对铁心不同松动程度的识别准确率均高于 94%,表明模型对绕组不同松动程度故障均能实现有效识别,总体准确度达到 98.9%。AUC 值为 0.98,表明模型对存在不平衡问题的变压器声纹样本同样具有良好的识别精度和适用性。

4.4 优越性验证

为验证本文所提特征提取方法的有效性,绘制各类别特征降维图,对故障特征提取前后进行可视化。由图 9 可知,原始信号特征在不同故障类别间高度重合,难以被区分,而本文所提 50 Hz 倍频小波时频熵具有良好的区分度。

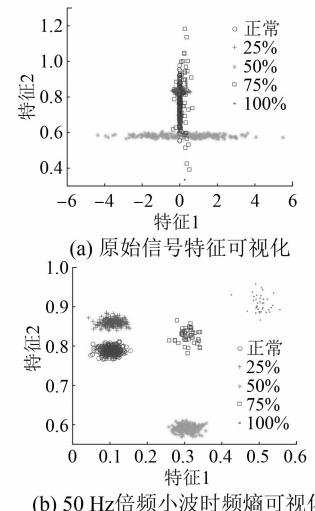


图 9 特征可视化

为验证本文所提优化的 RUSBoost 模型的优

越性,将常见的决策树(DT)、随机森林(RF)、K近邻(KNN)以及支持向量机(SVM)等模型与本文所提模型进行对比,模型均采用网格搜索寻找最佳超参数,使得其AUC值最佳。各模型分类结果如表2所示。

表2 常见模型分类结果对比

模型名称	总体准确率/%	75% 松动识别准确率/%	100% 松动识别准确率/%
50 FMWTE-RUSBoost	98.9	97.2	94.6
50 FMWTE-RF	95.6	94.2	92.1
50 FMWTE-DT	95.0	82.4	91.3
50 FMWTE-KNN	94.6	81.6	86.6
50 FMWTE-SVM	94.3	94.4	52.9

由表2可知,5种模型总体识别准确率都较高,但对于样本量较少的75%松动和100%松动分类性能较差。针对75%松动故障和100%松动故障,本文所提模型相较于RF、DT、KNN、SVM等传统模型,至少提高了2.8%和2.5%。由此可知RUSBoost模型对于不平衡的变压器样本数据具有较好的分类准确率,这对在实际运用中解决变压器故障或异常样本数据缺失具有重要作用。

5 结语

本文以变压器声纹信号为研究对象,通过变压器声纹数据采集平台采集数据,对变压器运行过程中的不同工况进行研究,并搭建50 FMWTERUSBoost声纹信号运行状态监测,为基于声纹的变压器状态监测和故障诊断提供依据。主要结论如下。

通过理论研究和试验数据分析可知,变压器声纹信号主要为50 Hz倍频分量。针对此特点,提出50 Hz倍频小波时频熵,提高了信息的利用率和丰富程度,对变压器绕组不同程度的声纹信号具有较好的区分度,并对测点选择进行研究,选择信息程度最为丰富、稳定的2号测点用作后期算例验证。

针对变压器声纹样本多存在不平衡以及异常样本较少的问题,提出基于RUSBoost的变压器声纹运行工况模式识别,总体准确度达到98.9%,样本量较少的75%松动样本和100%松动样本的识别准确率高达97.2%和94.6%,较其他模型至少提高2.8%和2.5%。结果表明RUSBoost模型较

传统模型对不平衡样本数据具有更好的准确度。

【参考文献】

- [1] 梁得亮,柳铁彬,寇鹏,等.智能配电变压器发展趋势分析[J].电力系统自动化,2020,44(7): 1.
- [2] 齐波,张鹏,张书琦,等.数字孪生技术在输变电设备状态评估中的应用现状与发展展望[J].高电压技术,2021,47(5): 1522.
- [3] 李鹏,毕建刚,于浩,等.变电设备智能传感与状态感知技术及应用[J].高电压技术,2020,46(9): 3097.
- [4] 蒲天骄,乔骥,韩笑,等.人工智能技术在电力设备运维检修中的研究及应用[J].高电压技术,2020,46(2): 369.
- [5] 王丰华,王邵菁,陈颂,等.基于改进MFCC和VQ的变压器声纹识别模型[J].中国电机工程学报,2017,37(5): 1535.
- [6] 耿琪深,王丰华,金霄.基于Gammatone滤波器倒谱系数与鲸鱼算法优化随机森林的干式变压器机械故障声音诊断[J].电力自动化设备,2020,40(8): 191.
- [7] 刘云鹏,王博闻,岳浩天,等.基于50 Hz倍频倒谱系数与门控循环单元的变压器偏磁声纹识别[J].中国电机工程学报,2020,40(14): 4681.
- [8] 周东旭,王丰华,党晓婧,等.基于压缩观测与判别字典学习的干式变压器声纹识别[J].中国电机工程学报,2020,40(19): 6380.
- [9] 周东旭,王丰华,党晓婧,等.基于稀疏表示理论的特高压交流变压器声信号盲分离研究[J].电网技术,2020,44(8): 3139.
- [10] 刘云鹏,王博闻,李欢,等.结合载纤绕组形变测量法的大型变压器绕组多次短路冲击暂态声纹特征[J].中国电机工程学报,2022,42(1): 434.
- [11] 张凡,汲胜昌,师渝航,等.电力变压器绕组振动及传播特性研究[J].中国电机工程学报,2018,38(9): 2790.
- [12] 刘云鹏,王博闻,周旭东,等.基于162台超、特高压变压器的声纹特征预警阈值划定研究[J].华北电力大学学报(自然科学版),2021,48(5): 45.
- [13] 包海龙,邵宇鹰,王枭,等.基于反卷积波束形成算法的干式变压器异响故障识别技术研究[J].中国电力,2022,55(2): 90.
- [14] 张重远,罗世豪,岳浩天,等.基于Mel时频谱-卷积神经网络的变压器铁心声纹模式识别方法[J].高电压技术,2020,46(2): 413.

(下转第102页)

- [4] ISMAIL N F N, RAHIM N A, RAIHAN S R S, et al. Parallel inductor multilevel current source inverter with energy-recovery scheme for inductor currents balancing [J]. IET Power Electronics, 2016, 9(11) : 2298.
- [5] NAJMI E S, AJAMI A. Modular symmetric and asymmetric reduced count switch multilevel current source inverter [J]. IET Power Electronics, 2016, 9(1) : 51.
- [6] 程启明,徐聰,程尹曼,等.基于DZSI光伏发电系统的SVPWAM策略研究 [J].高电压技术,2017,43(1) : 122.
- [7] 李涛,程启明,程尹曼,等.基于E-L模型的Z源T型逆变器无源控制策略研究 [J].电网技术,2018,42(7) : 2303.
- [8] 程启明,张强,程尹曼,等.基于PCHD模型的光伏Z源并网逆变器无源控制 [J].高电压技术,2016,42(9) : 2723.
- [9] 徐聰,程启明,李明,等.Z源逆变器及其多种改进拓扑结构的比较 [J].电网技术,2014,38(10) : 2926.
- [10] BANAEI M R, OSKOUEI A B, DEHGHANZADEH A. Extended switching algorithms based space vector control for five-level quasi-Z-source inverter with coupled inductors [J]. IET Power Electronics, 2014, 7(6) : 1509.
- [11] WANG X, ZHANG J. Neutral-point potential balancing method for switched-inductor Z-source three-level inverter [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2017, 12(3) : 1203.
- [12] YU D, CHENG Q, GAO J. Three-level neutral-point-clamped quasi-Z-source inverter with reduced Z-source capacitor voltage [J]. Electronics Letters, 2017, 53(3) : 185.
- [13] BAYHAN S, KAKOSIMOS P, ABU-RUB H. Model predictive control of five-level H-bridge neutral-point-clamped qZS inverter [C] // IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2016.
- [14] BAYHAN S, TRABELSI M, ELLABBAN O. A five-level neutral-point-clamped/H-bridge quasi-impedance source inverter for grid connected PV system [C] // IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2016.
- [15] 朱作滨,黄绍平.基于自适应转动惯量VSG的微电网稳定控制 [J].电气工程学报,2020,15(1) : 41.
- [16] 丁奇,杨海涛,刘聰.平均电流控制型移相全桥DC/DC变换器设计方法的研究 [J].电气工程学报,2018,13(9) : 32.
- [17] 沈金乙.基于状态空间法的高压直流输电系统解析模型的深化研究 [D].北京:华北电力大学(北京),2021.
- [18] 王归新,康勇,陈坚.基于状态空间平均法的单相逆变器控制建模 [J].电力电子技术,2004(5) : 9.

~~~~~

(上接第 93 页)

- [ 15 ] 马文嘉,王丰华,党晓婧.基于稀疏自适应S变换的变压器短路冲击绕组状态声信号检测 [ J ].电网技术,2021,45(9) : 3755.
- [ 16 ] 师渝航,汲胜昌,张凡,等.变压器绕组多倍频振动机理及特性 [ J ].高电压技术,2021,47(7) : 2536.
- [ 17 ] 吴书煜,汲胜昌,孙建涛,等.在运换流变压器振动监测及其变化规律 [ J/OL ].高电压技术,DOI:10.13336/j.1003-6520.hve.20201674.
- [ 18 ] JAIN R, GANESAN R A. Reliable sleep staging of unseen subjects with fusion of multiple EEG features and RUSBoost [ J ]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 70 : 103061.