

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312617

基于两轴振动和多传感器融合的变压器 绕组机械故障诊断*

杨文荣 石小晖 张雨蒙 赵宇航

(河北工业大学省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室 天津 300130)

摘要: 针对传统变压器绕组机械故障诊断方法中,仅考虑绕组单一方向振动信号且特征参数提取复杂、识别准确率低的问题。本文提出了一种基于两轴振动和多传感器融合的变压器绕组机械故障诊断方法。首先从绕组轴向、辐向振动相关性角度提出两轴振动关系图形作为特征图像;然后采用轻量级卷积神经网络 MobileNet V2 对不同传感器获得的图像数据进行训练;最后利用 D-S 证据理论对多维信息源识别结果进行融合,并做出最终决策。实验结果表明所提方法故障诊断准确率可达 99.4%,与传统故障诊断方法相比,简化特征提取步骤,诊断准确率提高了 6.2% 以上,为变压器绕组机械故障诊断提供一种可行方案。

关键词: 变压器;两轴振动;特征提取;多传感器信息融合;故障诊断

中图分类号: TM412 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4017

Transformer winding mechanical fault diagnosis based on two-axis vibration and multi-sensor fusion

Yang Wenrong Shi Xiaohui Zhang Yumeng Zhao Yuhang

(State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: In the traditional transformer winding mechanical fault diagnosis method, only the winding axial vibration is considered, and the feature parameter extraction is complex and the recognition accuracy is low. This paper presents a mechanical fault diagnosis method for transformer windings based on two-axis vibration and multi-sensor fusion. Firstly, the two-axis vibration relationship graph is proposed as the feature image from the perspective of the axial and radial vibration correlation of the winding. Then the lightweight convolutional neural network MobileNet V2 is used to train the image data obtained by different sensors. Finally, the D-S evidence theory is used to fuse the multi-dimensional information source recognition results and make the final decision. The experimental results show that the fault diagnosis accuracy of the proposed method can reach 99.4%. Compared with the traditional fault classification method, the feature extraction step is simplified, and the diagnostic accuracy is improved by more than 6.2%, which provides a feasible scheme for mechanical fault diagnosis of transformer winding.

Keywords: transformer; two-axis vibration; feature extraction; multi-sensor information fusion; fault diagnosis

0 引言

变压器作为输电系统中的关键设备之一,其安全可靠运行对于整个电力系统至关重要。与其他部件相比,绕组是变压器中最重要且易损伤的部件^[1-3]。据统计,绕组机械结构的改变,如变形、松动等是导致后期事故发生的重要原因之一^[4]。传统检测变压器绕组机械故障的方法主要包括频率响应法、阻抗分析法等^[5-7]。但这些方法无法满足变

压器带电检测的需求^[8]。由于绕组的振动特性与其机械结构密切相关,基于振动特性的变压器故障检测方法具有灵敏反映绕组机械状态、与系统无直接的电连接、易于实现带电检测等优点受到广泛应用^[9]。

传统基于振动信号的故障诊断方法主要利用信号的时频变化量对绕组机械状态进行评估^[10-11],存在特征量多、过程复杂等缺点,而且过多的特征量容易引起神经网络的过拟合^[12],因此很多学者也在对诊断方法进行改进。赵莉华

收稿日期:2023-01-12

* 基金项目:国家自然科学基金(51877066)、河北省自然科学基金(E2022202187)项目资助

等^[13]提出了一种基于点对称变换(SDP)与图像匹配的变压器机械故障诊断方法,该方法通过比较未知故障信号的SDP图像与各类典型故障模板SDP图像的相似度实现故障诊断。杨毅等^[14]从振动分布的角度,提出4个量化参数对绕组机械结构状态进行监测。但上述方法均对单一方向振动信号独立进行特征提取,忽略了测点不同方向振动信号之间的联系。张凡等^[15]认为绕组轴向、辐向振动幅值具有相同的数量级,对振动的传播均具有重要作用。因此,有必要在故障诊断中综合考虑绕组轴向、辐向振动信号。

Jiang等^[16]通过建立电磁振动有限元仿真模型,分析了换流变压器谐波影响下绕组两轴振动特性,为判断电流谐波提供了依据。Zhang等^[17]分析了绕组松动状态下两轴振动特性,得出绕组轴向振动与预紧力呈正相关,辐向振动基本不受预紧力影响的结论。潘超等^[18]建立了绕组轴向、辐向振动数学模型,通过尺度-能量占比特征值对变压器三相不平衡状态下绕组振动特征进行辨识。相比于单一方向振动信号,两轴振动信号具有信息完整度高,故障特征明显等优点。现阶段对绕组两轴振动的研究主要集中在不同工况下的振动特性方面,而如何进一步将其应用到故障诊断中,同时充分考虑绕组不同位置振动信号的差异,是十分关键的。

基于以上分析,本文提出了基于两轴振动和多传感器融合的绕组故障诊断方法。以一台380/220长圆形绕组变压器为研究对象,采集不同工况下绕组不同位置两轴振动信号,将两轴振动时域波形转化为振动关系图形,舍弃原始信号复杂处理过程,采用轻量级卷积神经网络MobileNet V2对不同传感器所获得的图像数据进行训练识别,在此基础上融合多传感器振动数据,利用(Dempster-Shafer)D-S证据理论对多维信息源识别结果进行融合决策,最终达到较高的识别准确率。

1 两轴振动关系特征

1.1 两轴振动理论分析

变压器绕组周围的漏磁场与绕组电流相互作用产生洛伦兹力,使绕组发生周期性受迫振动。由于绕组振动与电流的平方成正比,而电流为50 Hz平稳正弦信号,振动的主要谐波成分为100 Hz,因此本文主要考虑绕组100 Hz基频振动。

根据绕组轴向动力学模型^[18]可以推导出绕组轴向基频振动方程为:

$$a_1 = 4I_m^2 \omega^2 G \sin(2\omega t + \varphi_1) \quad (1)$$

式中: a_1 为绕组轴向振动加速度; ω 为电流角频率; I_m 为绕组电流峰值; G 、 φ_1 的值取决于绕组质量、绕组结构尺寸、轴向预紧力大小、线圈间弹性系数与阻尼系数。

根据绕组辐向动力学模型^[19]可以推导出绕组辐向基频振动方程为:

$$a_2 = I_m^2 D \sin(2\omega t + \varphi_2) \quad (2)$$

式中: a_2 为绕组辐向振动加速度; D 、 φ_2 的值取决于电流频率、绕组质量、绕组结构尺寸与辐向振动的阻尼系数。

由式(1)、(2)可知,当绕组输入电流与变压器结构特征一定时,变压器绕组轴向、辐向基频振动波形均为规则的正弦波,两轴波形间存在一定的幅值、相位关系。当绕组内部机械结构发生改变时,由于不同机械故障对轴向、辐向振动信号的影响不同,导致波形间固有关系发生变化,因此可通过分析两轴振动波形间关系特征实现绕组机械故障诊断。

1.2 两轴振动关系图形

为了直观表征绕组不同工况下轴向、辐向振动波形的变化情况,本文提出两轴振动关系图形将两轴复杂波形转换为简易二维图形来表现其关系特征,图形绘制原理如图1所示。

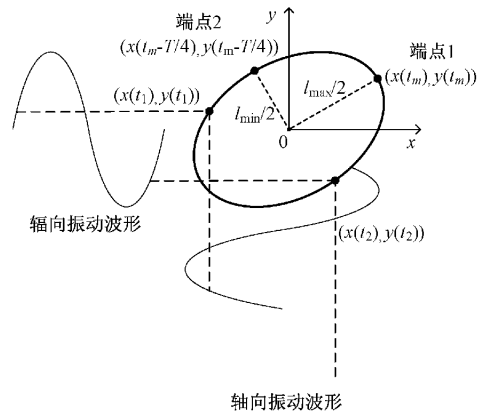


图 1 振动关系图形绘制原理

振动关系图形为绕组轴向、辐向不同时刻振动波形的叠加,呈现出类似于李萨如图形的椭圆状,同一测点两轴振动幅值及相位关系将会反映在其形态特征上,具体对应规则可参考文献[20]。因此,当绕组发生机械故障导致振动波形改变时,可以从图形的形状变化判断故障类型。为了表征图形的形态特征,采用短长轴比率 η 和主轴倾斜角 β 两个参数对图形进行量化。

1) 短长轴比率

短长轴比率是椭圆短轴与长轴的比值,它能够度量椭圆的扁平程度,短长轴比率 η 表示为:

$$\eta = \frac{l_{\min}}{l_{\max}} = \frac{\sqrt{y(t_m - T/4)^2 + x(t_m - T/4)^2}}{\sqrt{y(t_m)^2 + x(t_m)^2}} \times 100\% \quad (3)$$

式中: l_{\min} 为椭圆的短轴; l_{\max} 为椭圆的长轴; t_m 表示长轴与椭圆交点端点1的采样时刻; T 代表0.01 s的时间周期。

2) 主轴倾斜角

当椭圆中心位于坐标原点时,主轴倾斜角 β 为椭圆长轴 l_{\max} 与x轴的夹角,它表示椭圆的倾斜程度, β 可通过端点1的坐标进行求解:

$$\beta = \arctan\left(\frac{y(t_m)}{x(t_m)}\right) \quad (4)$$

综上所述,为了考察不同工况下绕组轴向、辐向振动波形间关系特征,提出两轴振动关系图形作为特征图像,并通过两个量化参数进一步表征其形态特征,为后续实验分析与故障诊断提供了理论基础。

2 实验验证与结果分析

2.1 实验设计

采用变压器、调压柜,两轴加速度传感器等搭建如图 2 所示的振动信号采集平台。对变压器进行短路实验消除铁心振动的影响。通过 SQuadriga II 两轴加速度传感器分别采集图 2 (d) 中绕组 P_0 、 P_1 、 P_2 点振动数据,采样频率为 2 kHz,单次采样时间为 0.2 s。

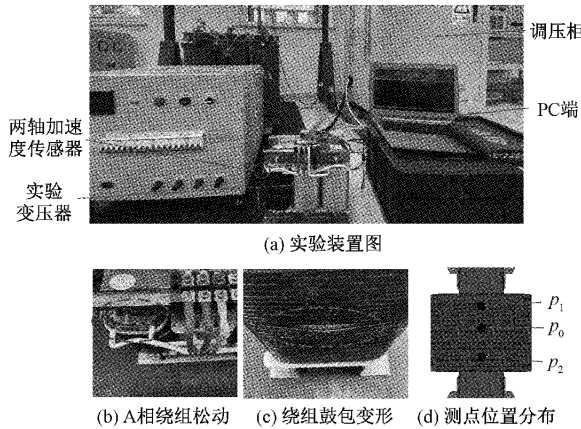


图 2 振动信号采集平台

实验过程中对绕组局部鼓包变形与绕组松动两类故障进行人为故障模拟,具体实验过程如下:

1) 绕组局部鼓包变形故障实验

步骤(1)对 A 相绕组中部进行局部拉伸,形变位移 1.5 cm,模拟绕组局部鼓包变形故障。

步骤(2)设置绕组电流分别为 0.8、0.9、1 倍额定电流,分别采集绕组 P_0 、 P_1 、 P_2 点轴向、辐向振动数据作为绕组鼓包变形故障样本。

2) 绕组松动故障实验

步骤(1)绕组端部由夹件提供轴向预紧力,摘除 A 相绕组上端部夹件,模拟紧固件失效情况下绕组松动故障。

步骤(2)设置绕组电流为 0.8、0.9、1 倍额定电流,分别采集绕组 P_0 、 P_1 、 P_2 点轴向、辐向振动数据作为绕组松动故障样本。

经过多次实验最终共采集绕组 3 种工况下 1 770 组各类样本用于后续神经网络的训练与测试,样本数据集分布情况如表 1 所示。

2.2 数据预处理

通过实验采集到不同工况下绕组振动数据后,需要对振动信号进一步处理,以获得其图形特征。以绕组鼓包变

表 1 样本数据集分布

传感器	测点位置	故障分类	样本数量(训练/测试)
1	P_0	正常	161/69
		鼓包变形	89/38
		松动	163/70
2	P_1	正常	161/69
		鼓包变形	89/38
		松动	163/70
3	P_2	正常	161/69
		鼓包变形	89/38
		松动	163/70

形状态下 P_0 点振动信号为例,将 0.2 s 内原始两轴振动信号转化为对应振动关系图形,图形绘制过程如图 3 所示。

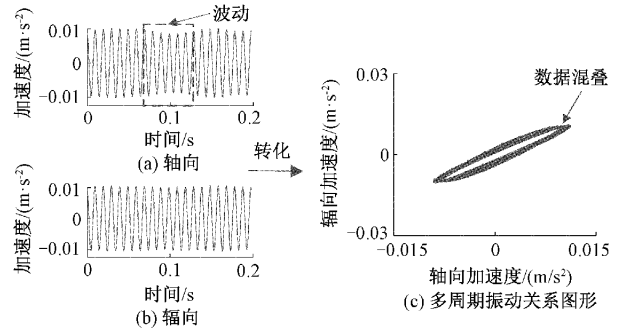


图 3 两轴振动关系图形绘制过程

图 3 (a) 为实测绕组轴向基频振动波形,图 3 (b) 为实测绕组辐向基频振动波形,由于变压器绕组振动信号为非线性、非平稳时变信号,绕组轴向振动存在着明显波动,影响转化后图形的指纹特征,多个周期数据混叠导致图 3 (c) 中振动关系图形边际变得模糊,不利于接下来的故障识别,因此需要舍弃波动数据点对图形进行简化,简化过程如图 4 所示。

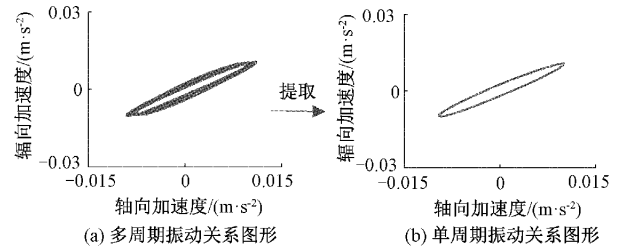


图 4 两轴振动关系图形简化

提取图 4 (a) 中平稳振动信号单个周期数据组成如图 4 (b) 所示单周期特征图像,简化后图形仅保留一个周期振动数据,形状参数更加准确,后续分析均采用此特征图像。

2.3 数据分析

对绕组振动数据预处理后得到 P_0 、 P_1 、 P_2 点不同工况下振动关系图形,限于篇幅本文仅以 P_0 点为例进行分析,振动关系图形绘制结果分别如图 5~7 所示。

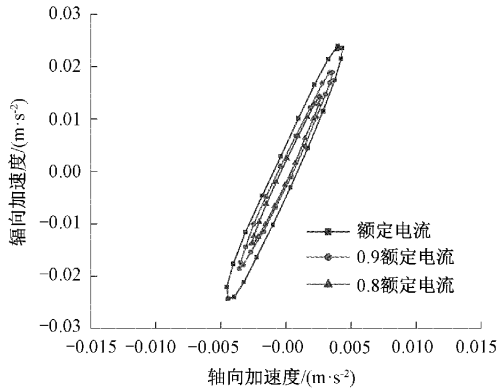


图 5 正常工况下振动关系图形

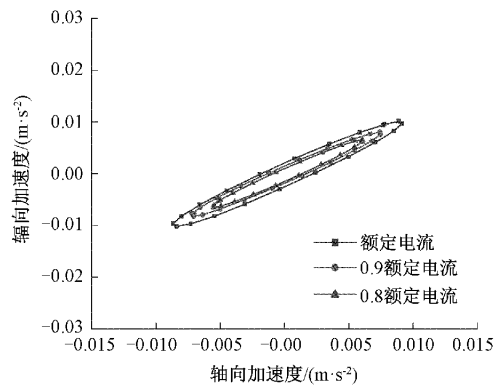


图 6 绕组鼓包变形故障下振动关系图形

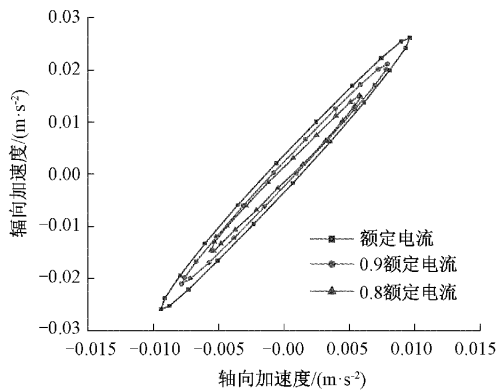


图 7 绕组松动故障下振动关系图形

图 5 为正常工况下振动关系图形,图形以坐标原点为中心。不同电流下图形平均主轴倾斜角 β 为 69.7° ,短长轴比率 η 为 8.8% ,当负载电流减小时,由于绕组振幅与电流的平方成正比,可以发现图形尺寸不断减小,但其形状基本保持一致,可以将其作为参考图形。

图 6 为绕组鼓包变形故障下振动关系图形,与正常工况相比,鼓包变形导致轴向振幅增加,辐向振幅减小。图形整体沿顺时针方向旋转,平均主轴倾斜角 β 为 28.4° ,与正常工况相比减小 59.2% ,故障特征明显。平均短长轴比率 η 为 9.2% ,基本保持不变。

图 7 为绕组松动故障下振动关系图形,相较于正常工况轴向振幅明显增加,辐向振幅基本保持不变,图形整体沿顺时针方向小范围旋转,图形平均主轴倾斜角 β 为 52.5° ,与正常工况相比减小了 24.7% 。短长轴比率 η 仍保持不变,平均值为 8.9% 。为了直观地比较不同工况下图形形状差异,额定电流下 3 种工况图形对比如图 8 所示。

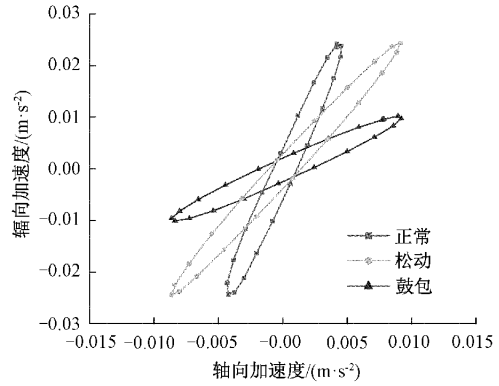


图 8 额定电流下 3 种工况图形对比

由图 8 可以直观地看到发生故障后图形整体的变化情况,正常工况与发生不同故障后图形特征差异明显。图形参数汇总如表 2 所示。

表 2 不同工况下图形参数值

	I/I_N	$\eta/\%$	$\beta/(^\circ)$
正常	0.8	8.8	69.6
	0.9	9.2	68.9
	1	8.1	70.6
鼓包变形	0.8	9.2	29
	0.9	9.9	27.8
	1	8.3	28.3
松动	0.8	9.5	52.48
	0.9	9.4	52.15
	1	8.0	53

由表 2 可知,正常工况与不同故障间主轴倾斜角 β 变化明显,这表明不同工况下波形幅值差异较大。短长轴比率 η 无明显变化且恒小于 10% ,表明轴向、辐向振动信号接近同相位,且故障对波形间相位关系影响较小。不同工况下振动关系图形的巨大差异证明了其在表征绕组机械故障时的有效性,为实现绕组机械故障诊断奠定了基础。

3 基于振动关系图形和 MobileNet V2+D-S 的多传感器绕组机械故障诊断

传统诊断模型中,为提高诊断准确率,选取的特征参数

众多,过程繁琐。本文振动关系图形绘制方法简单,由于轻量级卷积神经网络 MobileNet V2 直接将图像作为输入,可以省去额外的特征提取。同时使用深度可分离卷积代替普通卷积,进一步降低了计算量和参数量。神经网络中网络层数、激活函数选择等因素均会对分类效果造成一定的影响,但这并不是本文研究的重点,因此选用经典 MobileNet V2 对已绘制好的特征图像进行分类诊断,具体模型构架可参考文献[21]。

绕组机械运动是一个动态运行的整体,绕组不同位置

的振动信号存在差异,单一传感器采集到的数据容易忽视不同位置机械故障信息而造成误判。多传感器融合的方法可以综合多测点振动数据,保证信息的完整性。本文采用 D-S 证据理论^[22]对多传感器信息源 MobileNet V2 诊断结果进行融合,在综合两轴振动基础上,构建多维振动信息源故障诊断模式。

3.1 诊断模型建立

建立基于振动关系图形和 MobileNet V2+D-S 的多传感器绕组机械故障诊断模型流程如图 9 所示。

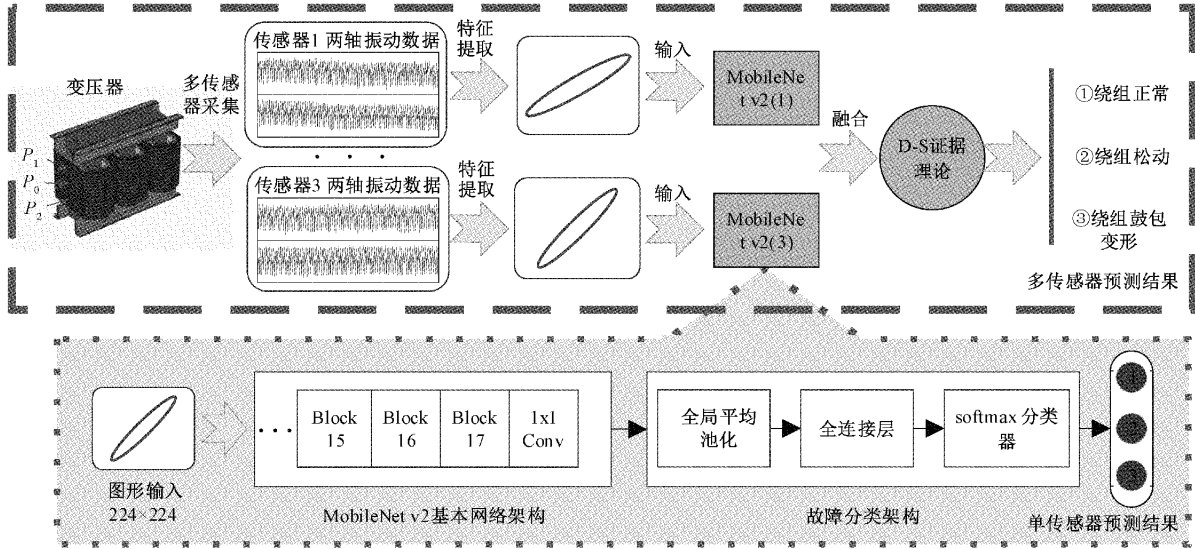


图 9 基于振动关系图形和 MobileNet V2+D-S 的多传感器绕组机械故障诊断流程

由图 9 可知,模型诊断流程主要分为以下 3 个步骤:

1) 3 个传感器分别采集 P_0 、 P_1 、 P_2 点绕组两轴振动信号,绘制绕组不同工况下的振动关系图形。

2) 选择每类故障已知的尺寸为 224×224 的图形作为训练集,对 MobileNet V2 进行训练。将未知故障图形输入到训练好的模型中得到单一传感器故障识别概率,其中概率最大的故障类型为单传感器故障识别结果。

3) 依据 D-S 证据理论将 3 个传感器故障识别结果进行决策层融合,通过概率分配函数(BPA)得到最终故障识别结果。

本文对绕组机械故障进行诊断,共包含绕组正常、鼓包变形和松动 3 个独立事件以及不确定性共 4 个事件,这 4 个事件组成的集合即代表该辨识问题下的识别框架:

$$\Theta = \{A_1, A_2, A_3, \theta'\} \quad (5)$$

式中: A_1 表示的事件为绕组正常; A_2 为绕组鼓包变形; A_3 为绕组松动; θ' 表示不确定度,识别框架内不同传感器识别结果的 BPA 可以表示为:

$$\begin{cases} m_i(A_j) = a_i u_j & i = 1, 2, 3; j = 1, 2, 3 \\ m_i(\theta') = 1 - a_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: i 表示第 i 个传感器作为信息源; j 表示输出类别; $m_i(A_j)$ 为第 i 个传感器信息源对应第 A_j 类故障识别结果

的 BPA 值; a_i 为可靠系数,本文为第 i 个传感器单独测试下 MobileNet V2 识别准确率。 u_j 表示第 i 个传感器单独测试时输出为 j 类别的概率。 $m_i(\theta')$ 为第 i 个传感器信息源不确定性的 BPA 值;单个传感器 BPA 满足以下条件:

$$m_i(\theta') + \sum_{j=1}^3 m_i(A_j) = 1 \quad (7)$$

根据 D-S 证据理论的合成规则,将 3 个传感器振动数据作为 3 类信息源的 BPA 进行合成,最终得到融合多传感器的故障诊断结果。具体融合规则为:

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus m_3)(A) = \frac{1}{1 - k} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap A_3 = A} m_1(A_1) m_2(A_2) m_3(A_3) \quad (8)$$

其中,

$$k = 1 - \sum_{A_1 \cap A_2 \cap A_3 = \emptyset} m_1(A_1) m_2(A_2) m_3(A_3) \quad (9)$$

3.2 多传感器融合可靠性与容错性分析

经过 D-S 证据理论对 3 个传感器信息源诊断结果进行融合后,需要对识别结果的可靠性与容错性进行分析。以绕组正常工况(A_1)下 3 个传感器采集到的样本为例,将其输入到已训练好的 MobileNet V2 中进行计算并分别输出对应的 BPA。然后对 3 个传感器信息源的 BPA 依据 D-S 融合理论计算融合后得到的最终概率。当 3 个传感器信

息源判别结果一致和不一致时,对应的 BPA 与融合后的概率计算结果分别如表 3、4 所示。

表 3 信息源判别结果一致时概率计算结果

BPA	传感器 1	传感器 2	传感器 3	D-S 融合
$m(A_1)$	0.814	0.696	0.732	0.988
$m(A_2)$	0.012	0.048	0.002	0
$m(A_3)$	0.129	0.188	0.193	0.011
$m(\theta')$	0.045	0.068	0.073	0.001

表 4 信息源判别结果不一致时概率计算结果

BPA	传感器 1	传感器 2	传感器 3	D-S 融合
$m(A_1)$	0.355	0.586	0.599	0.786
$m(A_2)$	0.102	0.121	0.030	0.002
$m(A_3)$	0.498	0.225	0.298	0.211
$m(\theta')$	0.045	0.068	0.073	0.001

由表 3 可知,3 个传感器信息源识别结果中 $m(A_1)$ 均为最大概率,判别结果一致,经 D-S 融合后 $m(A_1)$ 概率提高到 0.988。因此当信息源判别结果一致时,D-S 融合使正确结果概率值增加,提高识别的可靠性。

由表 4 可知,传感器 2、3 信息源识别结果 $m(A_1)$ 为最大概率。传感器 1 信息源识别结果 $m(A_3)$ 为最大概率,判别结果不一致。经 D-S 融合后 $m(A_1)$ 概率值增加到 0.786,为最大概率,最终正确识别为绕组正常。由此可知 D-S 融合可以在某一信息源发生误判时,仍能得到正确的结果,提高识别的容错性。

3.3 模型训练与结果分析

按照 2.1 节中实验数据集划分进行 MobileNet V2 训练与测试,训练过程中准确率与损失函数(交叉熵损失函数)变化如图 10 所示。迭代次数达到 80 次时,训练准确率接近 100%,表明该模型已经收敛。

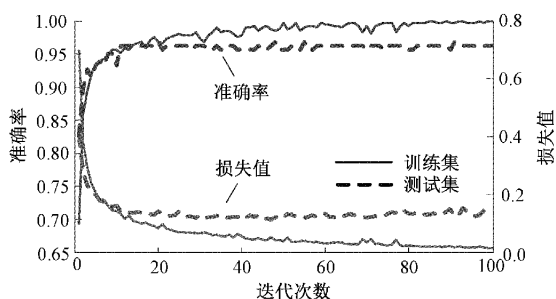


图 10 MobileNet V2 训练曲线

将 177 份测试样本数据输入模型中,预测结果采用混淆矩阵表示。矩阵横轴为预测值,纵轴为真实值,对角线上的数字表示某一样本被正确预测的个数,非对角线上的数字表示某一样本被错误预测为其他类别的个数,如图 11 所示。

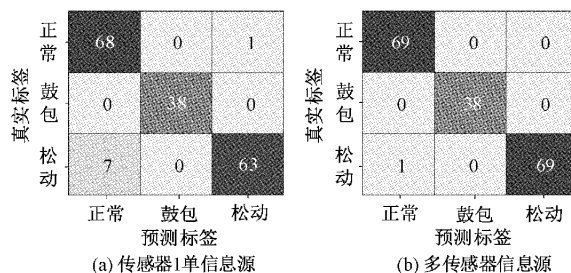


图 11 诊断结果

由图 11 可知,传感器 1 单信息源诊断结果中正常样本、鼓包变形样本、松动样本的识别准确率分别为 99%、100%和 90%,模型综合准确率为 95.5%。多传感器预测模型采集了多个传感器振动数据,利用 D-S 证据理论在决策层对诊断结果进行融合,提高了故障识别准确率,最终综合准确率达到 99.4%。

3.4 不同诊断方法效果对比

为验证本文所提特征提取方法与诊断模型的优越性,分别与文献[23]中时域波形、文献[24]中频域图谱与时频能量谱作为特征图像的传统诊断方法进行对比。本文实验中绕组鼓包变形状态下 P_0 点轴向振动信号提取的 3 类特征图像如图 12 所示。

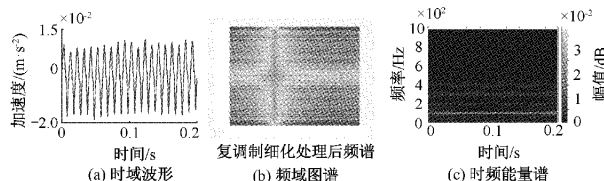


图 12 传统诊断模型 3 类特征图像

选取相同数据集对 MobileNet V2 进行训练与测试,不同特征图像故障诊断模型性能变化趋势如图 13 所示。

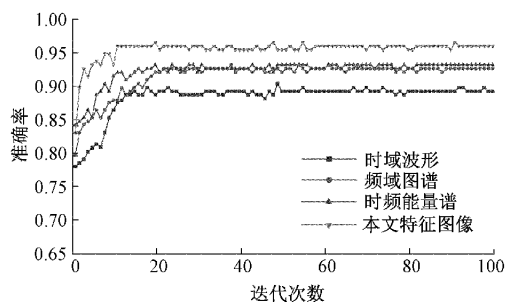


图 13 不同特征图像对模型准确率的影响

由图 13 可知,基于振动关系图形的故障诊断模型收敛速度和准确率均高于传统方法,具体准确率数值如表 5 所示。

由表 5 可知,本文建立的基于振动关系图形和 MobileNet V2+D-S 的多传感器绕组机械故障诊断模型综合诊断准确率达到 99.4%,与单传感器模型相比准确率提高 3.9%,与传统诊断方法相比准确率提高了 6.2%以上,说明该方法在变压器绕组机械故障诊断方面效果显著。

表 5 不同模型诊断效果对比

诊断模型	准确率/%
时域图像+MobileNet V2	89.3
频域图谱+MobileNet V2	92.7
时频能量谱+MobileNet V2	93.2
基于振动关系图形和 MobileNet V2 的 单传感器模型	95.5
基于振动关系图形和 MobileNet V2+D-S 的 多传感器模型	99.4

4 结 论

本文提出一种基于两轴振动和多传感器融合的变压器绕组机械故障诊断方法。在分析不同工况下绕组轴向、辐向振动信号差异的基础上,充分利用绕组两轴状态信息,提出的两轴振动关系图形作为特征图像能够有效反应绕组机械结构变化,简化了特征提取。采用 MobileNet V2 实现故障分类并结合 D-S 证据理论,构建多维振动信息源故障诊断模式,实现多传感器识别结果的决策层融合,进一步提高诊断精度。实验表明,该方法故障诊断准确率可达 99.4%,与传统诊断方法相比准确率提高了 6.2% 以上。

本文多轴振动分析、多传感器融合的研究方法,为各类变压器及其它种类机械设备的故障诊断提供了新的思路。复杂多工况环境下模型准确率的验证,将是下一步研究的重点。

参考文献

- [1] ABBASI A R. Fault detection and diagnosis in power transformers: A comprehensive review and classification of publications and methods[J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 209: 107990.
- [2] ZHANG F, JI S C, NARANPANAWA L, et al. Investigation of overall and local vibration characteristics of disk-type windings[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2020, 14(18): 3685-3691.
- [3] ZHAO Y, CHEN W J, JIN M K, et al. Short-Circuit Electromagnetic Force Distribution Characteristics in Transformer Winding Transposition Structures [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2020, 56(12): 1-8.
- [4] GHANIZADEH A J, GHAREHPETIA G B. ANN and cross-correlation based features for discrimination between electrical and mechanical defects and their localization in transformer winding [J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2014, 21(5): 2374-2382.
- [5] ABBASI A R, MAHMOUDI M R. Application of statistical control charts to discriminate transformer winding defects[J]. *Electric Power Systems Research*, 2021, 191: 106890.
- [6] AHMAD H, VAHIDI B, NEMATOLLAHI A F. A simple method to detect internal and external short-circuit faults, classify and locate different internal faults in transformers [J]. *Electrical Engineering*, 2020, 103(2): 825-836.
- [7] ASADI N, KELK H M. Modeling, analysis, and detection of internal winding faults in power transformers [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2015, 30(6): 2419-2426.
- [8] 汲胜昌, 张凡, 师愉航, 等. 基于振动信号的电力变压器机械状态诊断方法研究综述[J]. *高电压技术*, 2020, 46(1): 257-272.
- [9] ZHOU H, HONG K X, HUANG H, et al. Transformer winding fault detection by vibration analysis methods[J]. *Applied Acoustics*, 2016, 114: 136-146.
- [10] 张朝龙, 何怡刚, 杜博伦, 等. 基于深度学习的电力变压器智能故障诊断方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(1): 81-89.
- [11] 洪翠, 邱仕达, 高伟. CEEMDAN 与 GCN 结合的配电变压器故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022: 1-12, DOI:10.13382/j.jemi.B2205740.
- [12] 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*, 2022: 1-9.
- [13] 赵莉华, 徐立, 刘艳, 等. 基于点对称变换与图像匹配的变压器机械故障诊断方法[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(17): 3614-3626.
- [14] 杨毅, 刘石, 张楚, 等. 基于振动分布特征的电力变压器绕组故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(1): 199-208.
- [15] 张凡, 汲胜昌, 师愉航, 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): 2790-2798, 2849.
- [16] JIANG P Y, ZHANG Z L, DONG Z J, et al. Axial and radial electromagnetic-vibration characteristics of converter transformer windings under current harmonics [J]. *High Voltage*, 2022: 1-15. DOI: 10.1049/hve2.12290.
- [17] ZHANG F, JI S C, SHI Y H, et al. Comprehensive vibration generation model of transformer winding under load current[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2019, 13(9): 1563-1571.
- [18] 潘超, 陈祥, 蔡国伟, 等. 基于小波包尺度-能量占比的变压器三相不平衡绕组振动特征辨识[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(4): 129-137.
- [19] 曹辰. 基于机械与电气参量的变压器绕组变形状态综合评估方法[D]. 沈阳:沈阳工业大学, 2018.

- [20] 丛晓梅, 吴咏桐, 孙彦如, 等. 李萨如图形稳定性及实验方法改进的研究[J]. 大学物理实验, 2018, 31(5): 49-52.
- [21] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4510-4520.
- [22] 王磊, 张磊, 牛荣泽, 等. 基于 CNN+D-S 证据理论的多维信息源局部放电故障识别[J]. 电力工程技术, 2022, 41(5): 172-179.
- [23] 杨洁, 万安平, 王景霖, 等. 基于多传感器融合卷积神经网络的航空发动机轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(13): 4933-4942.
- [24] 张占龙, 肖睿, 武雍焯, 等. 换流变压器振动信号多层次特征提取模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(20): 7093-7104.

作者简介

杨文荣(通信作者), 博士生导师, 教授, 主要研究方向为工程电磁场与磁技术、变压器在线监测等方面的研究。

E-mail: wryang@hebut.edu.cn

石小晖, 硕士研究生, 主要研究方向为变压器在线监测与故障诊断技术方面的研究。

E-mail: 1738550193@qq.com