

变压器声纹故障诊断研究综述

龚文洁 林国松* 韦晓广

(西南交通大学电气工程学院 成都 610031)

摘要: 变压器作为电网的核心枢纽设备,其运行状态直接影响电力系统的安全性与稳定性。传统监测技术存在依赖人工经验、实时性不足等问题,声纹故障诊断技术凭借非接触式监测等优势成为当前变压器故障诊断领域的研究热点。该文梳理了变压器声纹故障诊断领域的研究进展,明晰变压器主要故障类型与监测技术差异,归纳时域、频域及时频域3类声纹特征提取方法,剖析主流机器学习与深度学习模型的优劣势及适用场景等,并针对当前研究中存在的噪声鲁棒性不足、样本分布不平衡、模型可解释性差、标准化体系缺失和跨模态融合不足等关键问题深入分析,展望未来研究方向,以期为该领域的理论研究与工程应用提供系统性参考。

关键词: 变压器; 声纹识别; 故障诊断; 深度学习

中图分类号: TN912.3; TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)04-1591-17

DOI: 10.11999/JEIT251076

CSTR: 32379.14.JEIT251076

1 引言

变压器作为电网能量转换与传输的核心设备,一旦发生故障可能引发停电等连锁反应,造成重大经济损失与社会影响。变压器一般配置差动保护、过电流保护实现基于电特征的继电保护,采用轻瓦斯、重瓦斯、压力释放和超温等基于变压器内部非电量参数的继电保护,对明显故障反应迅速,但对早期潜伏性故障、机械类故障或复合故障模式敏感度不足,难以实现故障前兆的预警与定位。传统监测技术如油色谱分析、红外测温、局部放电在线监测普遍依赖人工设定阈值^[1],存在检测周期长、实时性不足、早期故障特征捕捉能力弱等问题,缺乏对动态或复合故障模式的适应性。变压器运行时因内部铁芯等机械振动产生的声纹信号蕴含丰富的状态信息^[2],正确甄别后可作为识别异常工况的特征参量。声纹故障诊断技术以其非接触式监测等优势成为领域研究热点^[3,4]。不同监测技术的特点与应用场景梳理如表1所示。

现场采集的变压器声纹信号易受环境噪声干扰,常混合到非目标信号,人工智能技术在处理电气系统非线性特性和理解复杂关系方面表现出卓越的能力^[5],为变压器声纹故障诊断提供了新路径。早期多采用小样本稳健但特征表达力与泛化能力有限的机器学习模型,随着数据规模扩大与算力提升,深度学习模型凭借其端到端特征学习能力突破

性能瓶颈^[6],为变压器的智能运维提供了关键技术支持。变压器声纹故障诊断方法流程如图1所示。

本文第2节对变压器声纹故障诊断领域进行文献计量分析;第3节分析变压器主要故障类型与声学监测技术;第4节阐述变压器声纹特征提取方法;第5节详细论述基于机器学习与深度学习的变压器声纹故障诊断模型,分析其优缺点及适用场景等;第6节总结当前研究面临的关键挑战,并展望未来研究方向。

2 领域文献计量分析

本文采用文献计量法,选取中国知网(China National Knowledge Infrastructure, CNKI)和WOS(Web Of Science)数据库检索文献,时间段为建库时间至2025年9月,分别以“变压器”并“故障诊断”并“声纹”或“声音”以及“Transformer”AND“fault diagnosis”AND“voiceprint”为主题词,以Refworks格式导出,经清洗去重后,共获取有效文献188篇,中文152篇,英文36篇。进一步采用Pycharm和VOSviewer软件,对文献的发文量、研究机构 and 关键词进行可视化分析,以揭示发展趋势与研究热点。

2.1 发文趋势分析

该领域年发文量整体呈现增长趋势,如图2所示。1997~2020年间,年发文量稳定在1~10篇,处于起步探索阶段,研究方法从人工经验判断逐步转向声波检测、小波变换、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)等方法,2020年起,梅尔频谱、梅尔频率倒谱系数(Mel Frequency Cepstral Coefficient, MFCC)、变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)等特征提取方法以及反向传

收稿日期: 2025-10-11; 改回日期: 2025-12-24; 网络出版: 2026-01-12

*通信作者: 林国松 linguosong@swjtu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(52307143)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (52307143)

表1 监测技术特点与应用场景

监测技术	监测原理	核心优势	主要局限	应用场景
油色谱分析	检测绝缘油中溶解气体的成分与含量	能有效诊断内部绝缘过热、放电等潜伏性故障	响应滞后，无法定位故障点，对突发性及机械类故障不敏感	适用于定期巡检与绝缘状态长期趋势评估，内部故障诊断
红外测温	利用红外热像仪探测设备表面的温度分布	非接触，成像直观，能快速扫描大面积设备	仅检测表面温度，难察内部过热，受环境干扰，价值发挥晚	巡视电气连接部位、排查冷却系统异常及局部过热缺陷
局部放电在线监测	捕捉设备因内部绝缘缺陷产生的瞬时电磁波或超声波信号	灵敏度高，能发现微小的绝缘缺陷，可结合放电图谱进行模式识别	成本高，安装复杂，受现场电磁干扰，对抗噪能力要求严苛	重点应用于新设备验收及存在绝缘隐患设备的长期跟踪监测
声纹故障诊断	分析运行时声纹信号的时频域特征变化	非接触，实时性强，成本低廉，部署灵活	易受噪声干扰，缺乏统一标准与可解释性	可监测机械及电气类故障，适用于日常巡检与快速筛查

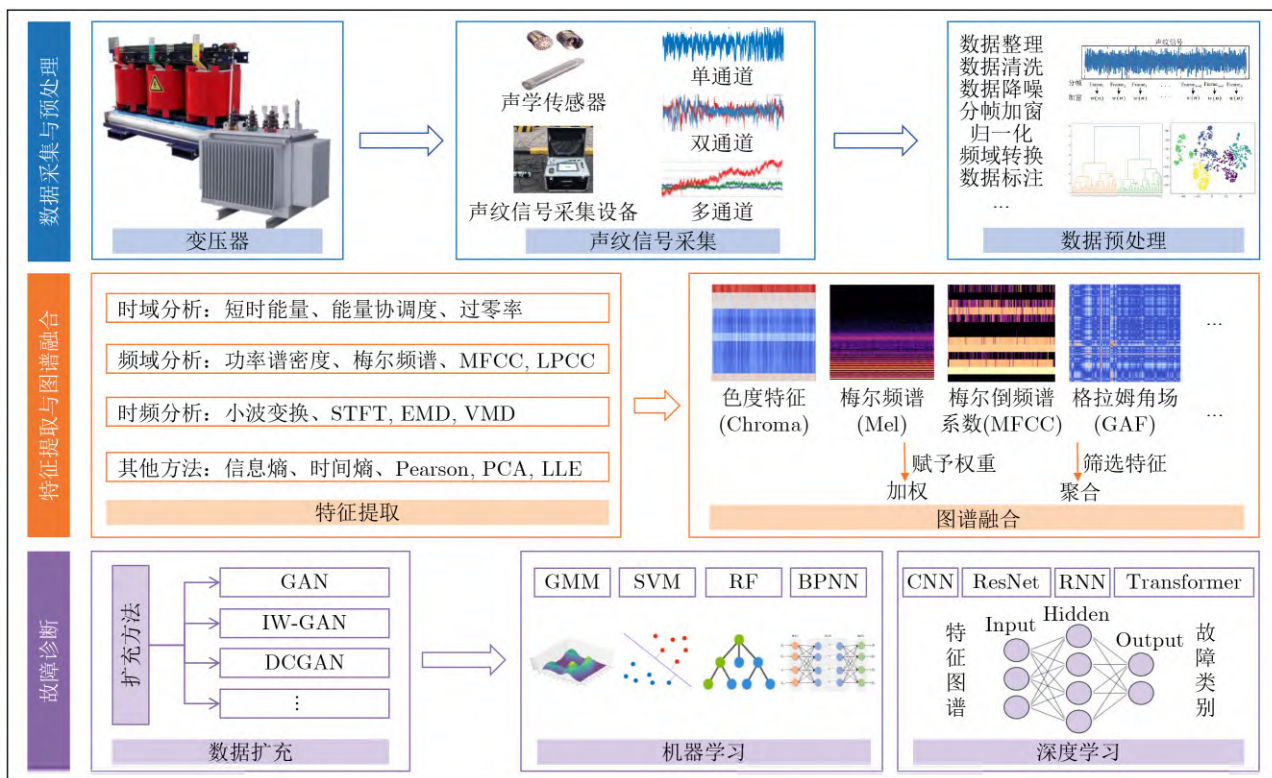


图1 变压器声纹故障诊断方法流程

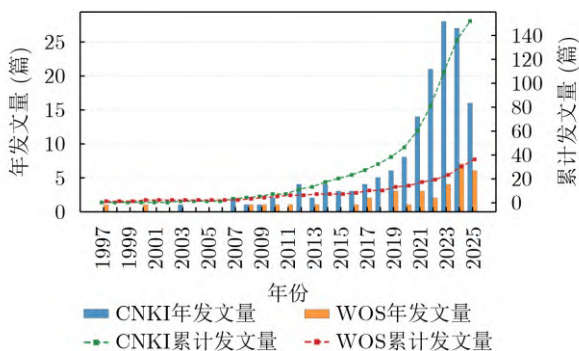


图2 变压器声纹故障诊断领域年发文量及累计发文量统计

播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)、卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)等诊断模型展开应用，研究重心转向铁芯松动、局部放电等典型故障的智能诊断。2021年起该领域进入快速增长阶段，2023年年发文量突

破30篇，达到峰值，随着深度学习在图像与语音领域的突破，研究普遍将原始声纹信号转换为二维时频图，实现从传统信号处理转向声纹特征图谱智能识别^[7,8]，架构从单通道单模型向多通道多模型融合演进^[9,10]，多种智能优化算法^[11,12]与新兴辨识模型^[13-15]被引入该领域，标志其进入快速发展与技术深化阶段，显示出较高的学术活跃度与发展潜力。

2.2 研究机构分析

该领域研究呈现出高校引领、电网协同、国内主导的格局。华北电力大学在CNKI和WOS中分别产出7篇和5篇，成果显著，河海大学能源与电气学院以8篇在CNKI中产出最高。国网南京供电公司产出6篇，中国电力科学研究院有限公司产出5篇，多家供电企业和科研单位积极参与，表明该技术已从理论探索步入工程应用，形成了产学研协同攻关的良好生态。然而，当前研究高度集中于国内，WOS

表3 常用声学传感器类型及特性

传感器类型	工作原理	优点	缺点	适用性分析
动圈式传声器	基于电磁感应原理的声电转换设备	成本低, 结构坚固, 适用面广, 使用方便, 不需极化电压, 能耐高声压	灵敏度低, 频响窄, 瞬态响应慢, 易受现场电磁环境干扰	适用于工业现场稳定、噪声强度高、环境恶劣的长期监测, 对精度要求不高但需高可靠性的场景
电容式传声器	利用电容量变化引起声电转换作用	灵敏度高, 频响宽, 本体噪声低, 可保证振幅固定	成本较高, 需要极化电压, 系统较复杂, 使用不太方便, 对潮湿环境敏感	性能优异, 能满足变压器声纹采集对高灵敏度和宽频响的要求, 是实验室和高精度测量的理想选择
驻极体传声器	已注入电荷而被极化的驻极体代替极化电源	无需极化电压, 结构简单, 重量轻, 体积小, 成本低且便携, 动态范围广, 抗电磁干扰能力强	长期稳定性较差, 温湿度敏感, 耐高温能力弱	综合性能与便捷性较佳, 适合在变电站复杂电磁环境下进行现场监测, 是变压器可听声诊断的理想选择
数字传声器	集成声学传感器和ADC芯片, 直接输出数字信号	微型化, 抗干扰能力强, 功耗低, 支持降噪、回声消除等内部处理	成本较高, 依赖数字接口与主控芯片, 维修不便	适用于构建分布式、智能化的在线监测节点, 是实现变压器声纹诊断系统嵌入式部署的未来方向

表4 不同类型变压器的声纹监测差异

变压器类型	主要特点	监测方式	诊断方法核心要求
干式变压器	无绝缘油, 铁芯绕组暴露于空气中, 空气散热, 声源铁芯绕组振动、有载分接开关动作	电容式或驻极体传声器布置于距本体1 m处, 高度居中	高保真声纹特征提取能力
油浸式变压器	含绝缘油, 铁芯绕组密封于金属油箱内, 冷却方式多样, 声源铁芯绕组、冷却系统噪声, 有载分接开关动作	驻极体或数字传声器布置于距本体0.3 m处, 高度位于1/3 油箱高	强噪声下异常检测能力
牵引变压器	用于电气化铁路牵引供电系统, 频繁启停, 负载波动, 具有非线性、冲击性、不对称性, 油浸式, 少数为干式	电容式或驻极体传声器布置于距本体0.3 m处, 高度位于牵引变压器整体1/2处	动态适应性, 强鲁棒性
换流变压器	用于高压直流输电, 高谐波电流, 直流分量侵入, 油浸式	驻极体传声器布置于距本体0.5 m, 高度位于换流变压器整体1/2处	非平稳线性信号去噪能力

4.1 时域分析

时域分析关注信号原始波形特征, 计算简单, 物理意义明确, 易捕捉明显的暂态异常。沈国堂等人^[17]提取了变压器声纹信号的主频、奇偶次比、高低频比、短时能量和能量协调度5种特征, 可初步判断和快速识别运行状态, 作为诊断体系建立的依据。吴晓文等人^[18]统计分析声压级、奇偶次谐波比、能量比重和频谱复杂度等特征分布规律, 提出注意、异常及严重阈值, 为诊断提供量化判据。Yu等人^[19]通过提取声纹信号的短时能量和零交叉率来评估电力变压器的实时运行状态。然而, 时域分析对复杂工况下细微故障的分辨能力有限, 难以直接用于故障诊断。

4.2 频域分析

频域分析将信号从时间维度转换至频率维度, 适用于分析绕组、铁芯松动等机械故障, 梅尔频谱、MFCC等特征结合深度学习模型成为主流方法。刘云鹏等人^[20]、冶海平等人^[21]采用梅尔频谱与CNN实现铁芯松动高精度识别。狄晓栋等人^[22]将MFCC与伽马调频频率倒谱系数(Gammatone Frequency Cepstra Coefficient, GFCC)融合为MGCC输入LSTM, 识别铁芯、绕组松动准确率达96.11%。Pei等人^[23]融合MFCC与小波包能量谱并

结合优化的CNN模型, 在绕组短路中准确率达99.5%。季坤等人^[24]采用加权线性预测倒谱系数(Linear Prediction Cepstral Coefficient, LPCC)与差分MFCC组合特征, 发现MFCC对铁芯、绕组松动等故障的特征提取更有效。Li等人^[25]提出多策略改进的MFCC方法, 结合时域卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN), 识别铁芯、绕组松动准确率达99%。频域特征可较为直观地反映变压器本体的声纹特性, 但反映的是变压器声纹的全局稳态特征, 对暂态突变信号的识别能力较差。

4.3 时频分析

时频分析能有效处理非平稳信号, 精准捕捉信号局部突变与频率成分的时变特性, 适用于分析直流偏磁、局部放电等电气故障。常用方法有短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)、EMD、VMD等。李明朗等人^[26]利用STFT将故障时刻的频谱异常可视化。李波等人^[27]结合STFT与CNN, 识别直流偏磁、风机老化等故障准确率达91.09%。Sun等人^[28]提出基于STFT与多级注意力机制融合的半监督故障诊断模型AG-SVAF, 识别直流偏磁、过载、短路冲击等故障准确率达98%以上。李腾等人^[29]提出结合奇异值能量标准谱与改进时变滤波EMD的方法, 有效抑制局部放电信号的

复杂噪声。魏才懿等人^[30]采用模拟退火算法优化VMD参数，结合样本熵特征与SVM分类，在多种局部放电场景下准确率达92.22%。Shen等人^[31]引入变分模态提取方法，预设本征模态函数的中心频率，提取更清晰准确的声纹特征。陆云才等人^[32]将时域及频域信号作为多通道输入特征，构建基于CNN模型和声纹特征分析法的集成学习模型，识别重过载、局部放电、直流偏磁和短路冲击等故障准确率达97.1%。时频分析结合了时频域优势，能揭示信号频率成分随时间的变化规律，但通常需将一维信号转换为二维时频图，特征维度高，计算复杂。

综上，时域图谱用于快速初筛，频域图谱用于稳态机械故障分析，而时频图谱则专门应对复杂的非平稳与暂态电气故障。如表5所示，对各类特征提取方法分析总结，有助于为特定诊断任务选择合适方法。

这些研究表明，变压器声纹特征提取方法正朝着改进传统方法、增强抗干扰与去噪能力以及自动化、智能化、集成化的方向发展，以适应复杂运行环境。此外，针对单一传感器因位置不同导致信息差异难以全面反映设备状态、单一声纹特征在面对高相似度故障或特征不明显的声纹信号时易导致识别准确率低的问题，文献[2,9,33]还利用小波变换与梅尔频谱、MFCC、格拉姆角场 (Gramian Angular Field, GAF)等方法，构建多传感器与多特征融合的声纹特征图谱，实现方法间优势互补，有效提升故障识别精度。

5 变压器声纹故障诊断模型

特征提取为变压器声纹故障诊断提供了更具判别性的高质量及关键的特征输入，下文将分析这些特征在机器学习与深度学习模型中的应用效果。

5.1 基于机器学习的故障诊断

为应对变压器声纹信号的非平稳性和高维复杂性，机器学习模型被引入该领域，使用广泛的模型有高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)、SVM、随机森林(Random Forest, RF)、BPNN。

5.1.1 GMM

GMM通过多个高斯分布的线性组合来拟合声纹特征的复杂分布，在处理不同类型放电声纹信号的MFCC特征时展现出良好的鲁棒性。Cai等人^[34]使用40维MFCC及其1阶、2阶导数拼接特征训练GMM，能有效识别出5种类型的放电故障，且在不同信噪比下表现稳定。王广真等人^[35]基于重复模式提取将非稳定干扰声音从混合声音中分离，再以MFCC为特征，通过GMM分类降低风机噪声对声纹识别系统的影响，验证了GMM在真实工业噪声环境下数据需求量少、抗噪能力强的实用价值。

5.1.2 SVM

SVM因在小样本和高维特征空间中泛化能力强获得广泛应用，其通过核函数映射构造最优分类面，结构简洁，训练高效，能应对故障样本稀缺、特征维度高的实际工程挑战。陈睿妍等人^[36]采用梅尔频谱结合线性SVM分类模型，能在高维空间中有效区分正常与异常状态。为提升性能，研究者常引入优化算法进行参数寻优，高家通等人^[37]利用分数阶精细复合多尺度散布熵提取变压器声纹非线性特征，以最小二乘SVM为分类器，引入改进蝴蝶优化算法寻优，准确率达99.69%。熊威等人^[38]针对铁芯松动故障，提取不同松动感MFCC特征，用黑猩猩算法优化SVM参数，准确度优于未优化及粒子群和遗传算法优化模型。

5.1.3 RF

RF通过集成多棵决策树，利用投票或平均输

表5 变压器声纹特征提取方法对比

分析域	分析方法	优势	劣势	适用场景	动态工况适用性
时域	时域波形	计算简单，物理意义直观，能直接捕捉瞬时异常	对细微的频率特征不敏感，难直接用于诊断故障	短路冲击、有载调压等产生的暂态振动	弱：仅反映幅值突变，无法解析频率成分的时变规律
	梅尔频谱	能有效突出低频信息、抑制高频噪声	仍是全局平均频谱，暂态特性表征能力弱	铁芯、绕组松动等机械故障	弱：难以跟踪动态频率演化
频域	MFCC	能有效表征声纹频谱包络，对稳态噪声的特征提取鲁棒性高，识别效果好	计算相对复杂，对快速变化的非平稳信号特征捕捉能力有限	铁芯、绕组松动等机械故障	中：适用于缓变工况，对剧烈动态适应性受限
	LPCC	侧重刻画信号共振峰，对信号频谱的包络形状更敏感	对非平稳信号不敏感，性能受线性预测阶数影响大	分析机械故障的声学共振特征	中：依赖线性预测，动态适应性一般
	STFT	方法直观易懂，能有效地分析信号的局部频谱特征	时间与频率分辨率固定且相互矛盾，难以同时兼顾	初步时频联合分析	中：固定窗长限制了其在动态过程中的表现
时频域	EMD	自适应分解，无需预设基函数，适合处理非平稳信号	模态混叠，端点效应，分解的稳定性 and 唯一性差	分析非平稳信号的固有模态	强：可揭示动态特征，适合复杂工况下的隐含模式提取
	VMD	抗混叠，分解模态稳定，噪声鲁棒性好	需要预设模态数量，对中心频率参数敏感，计算复杂度高	重过载、直流偏磁、局部放电、短路冲击等电气故障	强：能清晰分离频带，有效追踪动态特征演化，是处理非平稳信号的有力工具

出结果,提高稳定性和泛化能力,适合处理变压器声纹信号的高维特征和复杂噪声,具有良好鲁棒性。根据梁延昌^[39]的对比实验数据,RF在半监督模式下AUC达0.8921,优于无监督模式,并可评估特征重要性,去除冗余特征,实现高效实时异常检测。耿琪深等人^[40]针对干式变压器铁芯、绕组松动故障,利用信息熵筛选GFCC主要特征,再通过鲸鱼算法自动优化决策树数量与特征子集规模,准确率达95%以上,在强噪声场景下仍保持优良抗噪性与鲁棒性。

5.1.4 BPNN

BPNN具有强大的非线性映射与自学习能力,常与小波包变换结合,构成一种有效的故障诊断策略。陈静等人^[41]通过该方法实现对牵引变压器局部放电、过负荷和部件松动等状态的识别。吴国鑫等人^[42]通过细分低频段改进该方法,对放电与机械故障识别准确率达99.6%。黄锐等人^[43]针对铁芯、绕组异响及电晕闪络放电等故障,结合K因子和LM算法优化该方法实现自动识别。余金龙等人^[44]针对变压器本体噪声与机械、放电类故障声频带重叠、易混淆问题,融合FastICA盲源分离技术与该方法,准确率达93.9%。

机器学习通过特征工程+模型调优的模式,为变压器声纹故障诊断奠定了坚实基础,但受限于浅层模型结构,其对非线性、高维度声纹特征的表达能力不足,且跨设备泛化能力较差,推动后续深度学习应用。

5.2 基于深度学习的故障诊断

深度学习通过多层次的神经网络自动提取特征并进行学习^[45],擅长处理强动态性、非线性的工业数据,能够实现端到端的深层故障特征挖掘,使用广泛的模型有CNN, ResNet, RNN, Transformer。

5.2.1 CNN

CNN主要由卷积层、池化层和全连接层构成,其声纹故障诊断流程如图4所示,网络以声纹特征图谱为输入,经卷积层提取局部特征,池化层降维并增强特征代表性,多个卷积层和池化层叠加可对原始数据进行深层次特征表示,将特征转换成一维矩阵与全连接层连接,并利用激活函数输出分类概率。

为提升基于CNN的变压器声纹故障诊断性能,研究者们从多个方面进行了优化。在输入方面,包艳艳等人^[46]采用稀疏盲源分离技术预处理混叠信号,分离出前景声纹后输入CNN分类。崔佳嘉等人^[47]构建基于改进MFCC与3D-CNN模型,通过降维和三维卷积捕捉声纹信号时序特征,识别铁芯松动故障准确率达98.33%。在数据方面,王欢等人^[48]利用改进的Wasserstein-GAN进行数据增强,将MFCC特征输入CNN,有效提升识别准确率。Wan等人^[49]引入Mixup数据增强算法对少数类样本的梅尔频谱进行线性插值以扩充数据集,再输入CNN,准确率达99%。在特征表示方面,吴帆等人^[50]将声纹信号分别转换为声谱图与对数梅尔图,输入一种高效的轻量级CNN,采用梅尔图的识别准确率均超过99%。Li等人^[51]针对放电故障,利用梅尔频谱图输入CNN,在经盲源分离去噪后的数据集上,模型准确率达98.89%。刘鹏华等人^[52]针对换流变压器,通过端到端训练CNN模型,识别局部放电、铁芯松动和绕组变形等故障准确率均超过96.6%。在模型架构方面,Xu等人^[53]结合MFCC与贝叶斯优化超参数的CNN模型,准确率达99.5%,并展现出优异的抗噪能力。Peng等人^[10]构建LBT-ODF多维特征向量,设计多通道1D-CNN架构实现故障类别判定,准确率达96.07%。为实现模型轻量

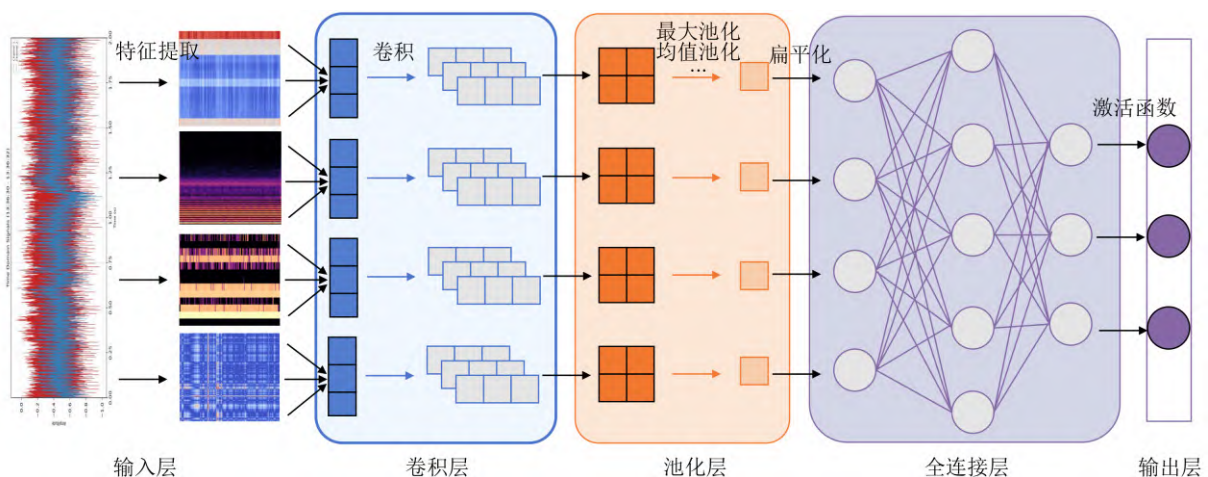


图4 基于CNN模型的变压器声纹故障诊断流程

化与高效部署, Long等人^[54]利用知识蒸馏技术, 将教师模型的知识迁移到轻量级CNN学生模型中, 实现了95.65%的准确率。

CNN凭借其权值共享与平移不变性, 擅长从声纹时频图谱中自动提取局部纹理与频域能量分布特征, 在机械松动、局部放电等故障诊断中表现卓越, 成为应用广泛的框架技术, 但随着自注意力机制在全局特征学习和信息提取方面的优势, 其在局部感知、时序建模和计算效率方面的局限性也日益凸显。未来研究可聚焦于探索CNN与自注意力机制融合提升对长序列声纹信号的代表能力, 通过循环连接或TCN加强对时序演变规律的捕捉, 设计多通道协同建模, 引入知识蒸馏技术发展轻量高效的诊断方法。

5.2.2 ResNet

网络深度对模型性能至关重要, 但层数过深易引发梯度退化。CNN在声纹故障诊断中表现优异, 但其性能受限于网络深度。ResNet通过引入残差块与跳连接, 采用恒等映射机制解决了深层网络梯度消失问题, 在保持特征提取能力的同时显著提升了训练稳定性, 为复杂声纹故障诊断提供了更强大的建模工具。

宋诚等人^[55]采用ResNet50结合MFCC静态与动态特征, 通过迁移学习提升模型性能, 在过载、放电等状态下准确率达96.15%。邹国春等人^[56]提出融合多头注意力机制与SE模块的ResNet-SE模型, 利用Fbank特征在复杂噪声环境下实现铁芯松动故障识别, 准确率达99.612%。吴宁等人^[57]构建双尺度残差网络BSRNet并结合多传感器数据融合策略, 通过局部保持投影算法降维与三维像素矩阵输入, 在短路冲击、局部放电和直流偏磁等工况下准确率达97.75%。Qian等人^[58]提出S-DCGAN-ResNet混合模型, 在小样本场景下实现最佳分类识别率, 在过压、欠压等工况下, 准确率达91.25%。何萍等人^[59]采用SE-ResNet-ArcLoss架构, 通过梅尔频谱图实现铁芯松动识别, 准确率达97.54%。张波等人^[60]结合同步压缩小波变换生成高分辨率时频图谱, 输入ResNet34, 对3种典型放电故障识别, 准确率达98.7%。

ResNet凭借其独特的残差连接机制, 在变压器声纹故障诊断中展现出高精度与优异的鲁棒性, 多种改进ResNet架构在过载、放电、铁芯松动故障诊断中均取得了96%以上的准确率。但ResNet仍存在结构复杂、参数量大、训练时间长, 在面对极端噪声环境和罕见故障样本时泛化能力不足的问题。未来研究可聚焦于探索更高效的残差块设计,

在保持性能的同时削减参数量和计算量, 引入领域自适应技术提升噪声环境下的泛化能力, 进一步发展数据生成与增强技术, 为罕见故障模式生成高质量、多样化的训练样本。

5.2.3 RNN

RNN是一类专为处理序列数据设计的深度学习模型, 能够捕捉声纹信号中的时序依赖关系。李嘉宁等人^[61]通过噪声混合、时间动态调整及WaveGAN生成等数据增强技术扩充样本, 利用单层RNN模型进行训练, 识别铁芯、绕组松动故障准确率达93.02%。赵晋级等人^[62]采用双树复小波变换提取频域特征结合梅尔滤波器改进MFCC, 输入RNN模型挖掘时序依赖, 识别铁芯、绕组异响故障准确率达98.88%。

LSTM属于RNN的一种改进结构, 通过引入遗忘门、输入门和输出门机制, 有效缓解传统RNN在处理长序列时的梯度消失问题, 常与MFCC特征结合, 展现出高精度与优异的抗干扰性能。于达等人^[8]提取MFCC及其差分构建39维时序特征, 输入双向LSTM网络, 识别过载、放电等状态准确率均超99%, 性能优于BPNN和CNN。Xia等人^[63]引入F比值加权与PCA优化MFCC, 并利用改进斑马优化算法自动寻优LSTM超参数, 含突发噪声下准确率达93.8%。侯文彪等人^[64]采用EEMD改进的Fast-ICA算法对含噪信号进行盲源分离以抑制干扰, 提取MFCC特征输入LSTM网络, 准确率达98.65%。

门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)是一种高效的RNN结构, 引入了更新门和重置门机制, 相较LSTM结构更简洁, 参数更少, 提升了训练效率。刘云鹏等人^[65]设计了适用于变压器频谱特性的50 Hz倍频倒谱系数, 并结合GRU网络进行时序建模, 在直流偏磁识别任务中准确率达100%, 显著优于传统RNN, LSTM及SVM。Abulizi等人^[66]提出基于MFCC与单层GRU的识别模型, 通过仿真获取数据并提取26维MFCC特征, 识别异常励磁和铁芯松动故障准确率达99.85%, 性能优于RNN和LSTM。

RNN及其变体LSTM, GRU与MFCC特征结合应用, 并引入数据增强与特征优化策略, 效果显著。RNN可捕捉不同声音的时频特征, 从而识别出非工频、非稳态的异常成分, 适用于快速准确分辨变压器周围复杂声场中非目标声音, 而在处理长时间序列或高噪声干扰的复杂场景中, LSTM与GRU则展现出更稳定且更高的识别精度。未来研究可聚焦于探索更高效的门控机制变体, 在保证时序建模能力的同时降低计算复杂度, 并深入挖掘声

纹信号的物理先验信息融入到循环单元中，以增强模型的决策可解释性。

5.2.4 Transformer

Transformer模型核心在于其自注意力机制，能并行捕捉序列全局依赖关系，其声纹故障诊断流程如图5所示，将时频谱图切块并添加位置编码转化为特征向量序列，通过多头自注意力层提取特征，最终由多层感知机 (MultiLayer Perceptron, MLP)分类输出故障类别概率。

齐子豪等人^[67]构造多粒度知识向量提取声纹信号，结合卷积自编码器降维，搭建改进型Transformer网络，利用跨模态迁移学习解决样本量不足问题，实现电力变压器机械故障辨识，准确率达99.44%。张寒等人^[68]通过MDF将声纹信号转为图像，采用基于多头自注意力机制ViT (Vision Transformer)实现变压器状态辨识，识别精度达98.05%，抗噪性强，通过Grad-CAM技术解释模型决策过程。针对变电站复杂噪声环境，Zhang等人^[69]融合改进群延迟函数相位谱与梅尔幅度谱，通过三重注意力模块实现跨维度特征融合，并构建了引入小波变换卷积WTConv的轻量化WaveRepViT网络，在低信噪比下仍保持95%以上准确率，显著优于传统CNN和RNN。近年来也开始出现将大语言模型引入变压器故障诊断的探索，Xue等人^[70]提出了基于Transformer架构的领域适配大模型TransQwen，在仅有100个样本的小样本场景下，其F1值相较基线模型提升超过30%，显著优于传统预训练方法及其他大模型。

Transformer对具有周期性或突发性特征的故障识别精度高，适用于动态工况下的诊断，但仍存在计算效率低、对数据集数量和质量要求高、不能很好地表征位置信息的不足之处。未来研究可聚焦于开发高效的Transformer变体，将物理机理嵌入

模型架构或损失函数，结合可视化分析提升模型可解释性，利用参数高效微调实现大模型向小样本与新故障场景的知识迁移。

5.3 故障诊断模型对比与总结

为帮助研究人员根据实际场景选型，本文从识别精度、抗噪能力、样本量需求、计算复杂度和可解释性五个维度，对各类主流模型进行对比，并给出适用场景与动态工况适应性，如表6所示。

当前诊断模型多基于稳态数据建立，当应用于负载波动、电压等级切换、启停过程等动态工况时，模型面临严峻挑战。动态工况下会使声纹信号表现出强烈的非平稳性和瞬态特性，这对特征提取方法的鲁棒性和诊断模型的泛化能力提出了更高要求。

6 挑战与未来研究方向

深度学习为复杂工况下设备故障诊断的精准性与可靠性提供了新路径。然而，该技术在数据高效利用、模型鲁棒性及工程化落地等方面仍面临诸多挑战。本节从抗噪模块构建、数据质量优化、可解释性提升、评价体系完善和跨模态融合五个维度，剖析当前研究挑战并展望未来研究方向。

6.1 挑战

6.1.1 噪声干扰严重，环境适应性弱

变压器工作环境复杂，强电磁干扰、机械振动与环境噪声常掩盖有效故障特征。深度学习模型虽通过数据增强提升鲁棒性，但在车鸣笛干扰、鸟声等极端噪声下仍易误判。目前通过人工添加噪声等方式增强数据的方法，仅能应对常见噪声处理，对于一些特定的运行场景，如铁路牵引变电所中，变压器面临频繁启停和变速运行等动态负载变化，对列车变速时产生的宽频振动噪声、突发的鸟声等非平稳、变化的噪声处理效果不佳，如何设计抗噪特

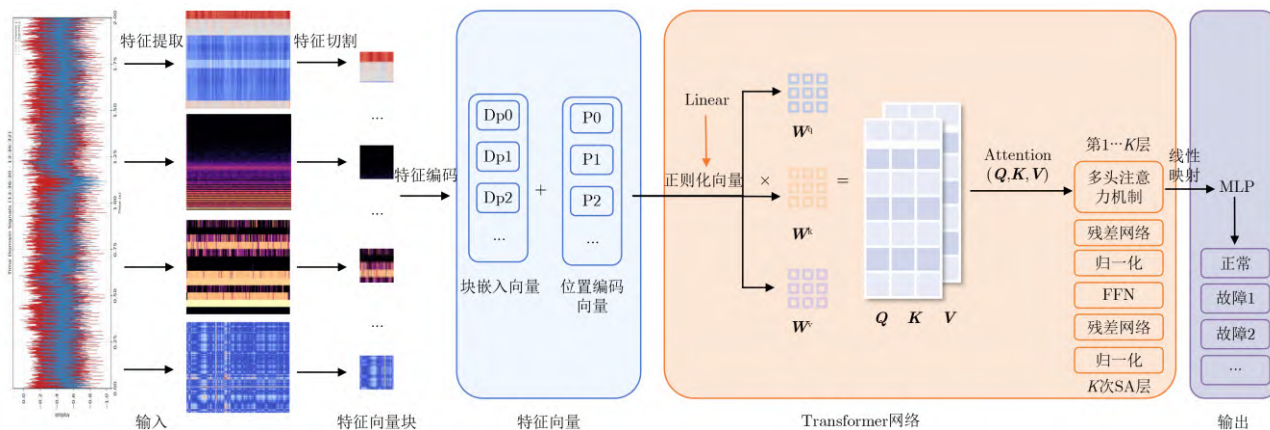


图5 基于Transformer模型的变压器声纹故障诊断流程

表6 领域主流模型对比与适用性分析

模型类别	主流模型	优势	劣势	适用场景	动态工况适应性
机器学习	GMM	小样本友好、抗噪强、计算快	特征依赖人工、泛化弱	背景噪声大、样本量小	弱：依赖稳态特征假设，难以建模动态过程
	SVM	小规模数据集上表现良好、理论完备	处理大规模和高维数据性能下降	故障类型少、需高精度	弱：对特征分布稳定性高度依赖，核函数需针对时序优化
	RF	抗过拟合、特征重要性可解释	模型黑箱、调参复杂	需特征筛选、噪声中等	中：集成学习提供一定鲁棒性，但难以捕捉连续时序动态
	BPNN	时频特征提取有效，结合优化算法收敛速度快	易陷入局部最优，对初始权值敏感	中小样本、特征工程明确	弱：静态网络结构，缺乏时序建模能力，难以处理时变信号
深度学习	CNN	自动特征提取、适合图谱输入	局部特征感知、时间序列建模和计算效率局限	数据量多、图谱输入	中：擅长从静态图谱中提取特征，但对时序演化规律捕捉不足
	ResNet	深层稳定、精度高	结构复杂、部署难	高分辨率图谱、高精度	中：强特征提取能力，但受限静态图谱输入，对时序动态不敏感
	RNN	擅长处理序列数据，能有效捕捉长时序依赖关系	训练速度慢，存在梯度消失风险	时序信息关键、数据为原始波形或一维特征序列的场景	强：专门为序列设计，能有效建模动态过程，学习特征演化模式
	Transformer	长序列建模、并行计算	参数量大、训练慢，表征位置信息不足	时序依赖强、计算资源充足、周期性突发性故障识别	强：自注意力机制能直接捕捉全过程的长程依赖与突发瞬态模式

征提取模块和噪声鲁棒训练策略，仍是关键技术瓶颈。

6.1.2 样本分布失衡，泛化能力受限

实际应用中故障样本稀缺，传统监督学习依赖大量标注数据，对罕见故障诊断效果有限。少数研究尝试迁移学习，将数据样本较多的图像数据集代替音频数据集，但受限模态差异与特征分布不匹配，迁移效果有限。同时，正常数据远多于故障数据，导致模型偏向多数类，对少数类识别能力不足。此外，声纹数据质量参差不齐，噪声干扰严重，缺乏统一评估标准和有效的标注质量验证机制，影响数据可靠性。尽管采用过采样和合成样本等技术缓解不平衡问题，但效果受原始样本质量与分布限制，难以复现真实故障特征，因此，如何设计高效样本增强策略及适配小样本的诊断算法，仍是当前亟待突破的核心技术瓶颈。

6.1.3 模型决策黑箱，诊断可信度低

深度学习模型的黑箱决策特性导致运维人员难以理解声纹特征与故障类别的映射关系，结果可信度不足，制约其在变压器故障诊断及运维辅助决策中的推广应用。尽管梯度可视化等技术提供了部分解释，但针对声纹信号的特征重要性分析仍缺乏从过程到后验的双重可解释性，尤其在多故障耦合场景下，传统特征重要度排序无法清晰揭示复杂故障机理，带来了潜在的误判风险。

6.1.4 采集标准缺失，评价体系碎片化

现有研究在数据采集与模型评价两方面均存在标准化缺失的问题。在数据采集方面，传感器位置、采样频率及采样时长差异显著，导致不同研究的特征数据缺乏一致性和可比性，影响特征的通用

性。例如，文献[71]音频采样率为48 kHz，单个音频采样的分流为10 s，而文献[72]采样率为25.6 kHz，单次采样时间约2 min，以200 ms为1帧。在模型评价方面，部分研究仅报告准确率，忽视对少数类更敏感性的Recall, F1-score等的指标，部分研究依赖训练损失值或验证集精度作为性能判据，且准确率等性能阈值界定主观，优秀标准在90%~95%不等，导致横向对比失去意义，工程人员与学术界无法依据量化指标客观描述模型性能是优秀、良好、一般或差，缺乏一个综合评估指标与分级阈值，难以支撑工程选型与运维决策。

6.1.5 单模态单通道局限，时序关联缺失

变压器状态监测依赖声纹、油色谱和电气参数等多模态数据，多数诊断模型仅聚焦单一模态分析，忽略多模态数据间的互补性，缺失跨模态特征融合机制，如声纹信号反映机械振动状态，而油色谱数据表征绝缘老化程度，未能实现多模态数据协同建模。单通道输入难以全面捕捉变压器多维度运行状态信息，同时，模型对时空关联的利用不足，实时声纹数据与历史运行工况的时间序列关联较弱，导致难以有效捕捉渐变型故障的长期演化规律，制约了诊断体系的整体性与适应性。

6.2 未来研究方向

针对深度学习在变压器声纹故障诊断中存在的问题，本节对未来研究方向进行了概括性展望。

6.2.1 噪声鲁棒性建模与物理先验融合

为提升模型在复杂噪声下的泛化能力，需构建物理机理与数据驱动的双重抗噪机制。数据层面，通过模拟列车鸣笛等极端噪声场景并注入训练，迫使模型学习噪声不变性特征。模型层面，融合小波

阈值去噪、时频掩码估计等方法实现时频域联合降噪,平衡噪声抑制与特征保留。此外,结合物理模型设计滤波器组,增强理论故障特征频段,突破传统方法对平稳噪声的依赖,显著提升模型在低信噪比场景下的诊断准确率,为复杂工业环境下的可靠应用提供支撑。

6.2.2 数据准确标注与仿真数据生成

为破解数据瓶颈,需从标注与生成两方面协同发力。数据标注层面,为减弱人为标注的主观偏差,可引入层次聚类、谱聚类等无监督聚类方法自动分组声纹特征,结合专家知识验证聚类结果,构建机器预分组-专家核验的半自动流程,显著提升标注一致性与可靠性。数据生成层面,除利用GAN等算法扩充声纹故障数据外,还可结合多物理场耦合仿真技术,建立变压器电磁场-结构力学-声学的多物理场耦合模型,精确模拟铁芯松动、绕组变形等故障的声纹特征,生成符合物理机理的故障声纹样本,解决真实故障样本稀缺问题,同时,构建高效的小样本学习框架,增强对罕见故障的诊断能力。

6.2.3 可解释架构设计与物理机制嵌入

为构建可信诊断体系,需发展过程与后验双重可解释性架构。过程层面,采用注意力机制建模输入特征与输出结果的关联,显式反映各输入特征对诊断结果的贡献度。后验层面,采用夏普利加性解释(SHAPley additive explanations, SHAP)的归因理论^[73]在模型预测完成后进行事后贡献度量化,另外,可结合Grad-CAM可视化不同故障下的特征关注区域。更深层次的信任构建强调物理信息融合,可将变压器铁芯磁致伸缩、绕组电磁力等物理方程嵌入神经网络,使模型既从数据中学习,也尊重已知物理定律^[74],实现诊断逻辑的透明性与可追溯性,推动模型从结果输出向过程透明的工程化应用转型。

6.2.4 采集标准制定与评价体系完善

为解决采集规范与评价体系碎片化问题,需推动行业协同,构建标准化技术体系。采集标准层面,电力企业、设备制造商、科研机构可参考《GB/T 1094.10-2003 电力变压器第10部分:声级测定》制定变压器声纹监测技术标准,明确传感器布局包括测点间距、高度覆盖等、采样参数及噪声校准方法,解决数据采集环节的异构性问题,同步建立公开共享的基准数据集,包含不同型号变压器的正常状态、轻微故障、严重故障样本,覆盖放电、鸟声、说话等典型噪声场景,为算法训练与对比提供统一基准。评价体系层面,除通用指标如

Accuracy, F1-score外,新增细分场景指标如单故障或复合故障评估等,综合各大指标设计数学模型形成该领域统一的评价标准,支撑算法比测,推动变压器声纹故障诊断模型的规模化应用。

6.2.5 多模态多通道输入与时序动态建模

当前有研究^[75]已开发并运行声纹智能诊断平台系统,且已在20余座变电站部署应用,标志着声纹故障诊断技术正从算法研究迈入系统级工程落地,但平台功能缺乏监听式和振动式声纹相融合的多模态声纹智能诊断。未来研究需突破单模态分析局限,构建多模态深度融合的诊断框架,利用声纹、油色谱、电气参数等多源数据综合分析处理,探索跨模态注意力机制,动态加权不同模态贡献。采用多个传感器采集声纹信号实现多通道输入特征,同时,提取多种特征图谱并融合,基于集成学习方法实现变压器单一或混合故障诊断识别。进一步构建时空动态关联模型,结合多时间尺度分析捕捉渐变型故障演化规律。

6.2.6 新兴交叉技术的融合应用探索

随着智能电网与数字基础设施的快速发展,声纹故障诊断正与前沿信息技术深度融合。数字孪生技术通过构建变压器虚拟镜像,融合多物理场仿真与声纹特征,实现故障反演、状态推演与运维决策闭环,驱动诊断从被动识别向主动预测演进。联邦学习可在保障变电站数据隐私的前提下协同训练模型,缓解数据孤岛问题。边缘计算通过云边端协同架构,实现近源特征提取与实时诊断,满足低延迟运维需求,推动诊断模型向轻量化部署演进。量子机器学习凭借其并行计算优势,增强声纹特征提取与模式识别能力,为大规模声纹数据分析提供新路径。这些技术的交叉融合,有望突破当前诊断系统在隐私保护、实时性与泛化能力方面的瓶颈,推动声纹诊断体系从智能识别迈向自主决策。

7 结束语

本文通过文献计量法分析揭示了变压器声纹故障诊断从经验判别向深度学习的演进趋势,明晰了机械类与电气类典型故障的声学特性及不同类型变压器的监测差异,系统归纳了时域、频域及时频域3类特征提取方法的适用场景,对GMM, SVM, RF和BPNN 4类机器学习模型与CNN, ResNet, RNN和Transformer 4类深度学习模型的优缺点及适用场景进行了对比分析,并从5个维度凝练了当前深度学习模型面临的核心挑战,提出了融合物理机理、构建标准体系和发展多模态等未来研究方向。总体而言,深度学习及其优化方法在该领域已取得显著进展,并展现出良好的工程应用潜力。本

文期望这篇综述能为声纹故障诊断技术从高精度算法向高可靠系统落地提供有益参考。

参 考 文 献

- [1] ZHU Yongcan, GUO Zhenyan, ZHAN Xiaoxuan, *et al.* Research on transformer fault diagnosis models with feature extraction[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2024, 95(11): 115109. doi: 10.1063/5.0225204.
- [2] 马宏忠, 李楠, 杨启帆, 等. 基于多特征声纹图谱的变压器绕组松动在线故障诊断方法[J]. *电机与控制学报*, 2023, 27(5): 76–87. doi: 10.15938/j.emc.2023.05.009.
MA Hongzhong, LI Nan, YANG Qifan, *et al.* On-line fault diagnosis method of transformer winding looseness based on multi-characteristic voiceprint maps[J]. *Electric Machines and Control*, 2023, 27(5): 76–87. doi: 10.15938/j.emc.2023.05.009.
- [3] 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): 6380–6389. doi: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.191577.
ZHOU Dongxu, WANG Fenghua, DANG Xiaojing, *et al.* Dry type transformer voiceprint recognition based on compressed observation and discrimination dictionary learning[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(19): 6380–6389. doi: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.191577.
- [4] 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芯声纹模式识别方法[J]. *高电压技术*, 2020, 46(2): 413–422. doi: 10.13336/j.1003-6520.hve.20200131005.
ZHANG Zhongyuan, LUO Shihao, YUE Haotian, *et al.* Pattern recognition of acoustic signals of transformer core based on Mel-spectrum and CNN[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(2): 413–422. doi: 10.13336/j.1003-6520.hve.20200131005.
- [5] ELGOHARY A A, BADR M M, ELMALHY N A, *et al.* Transfer of learning in convolutional neural networks for thermal image classification in electrical transformer rooms[J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2024, 105: 423–436. doi: 10.1016/j.aej.2024.07.077.
- [6] NIU Ben, WEI Yangjie, YU Zhuoran, *et al.* Acoustic signal augmentation for fault diagnosis of power transformers based on improved cycle generative adversarial networks[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 288: 127997. doi: 10.1016/j.eswa.2025.127997.
- [7] 王玉伟, 余俊龙, 彭平, 等. 基于多模型融合的变压器故障在线检测方法[J]. *高电压技术*, 2023, 49(8): 3415–3424. doi: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230646.
WANG Yuwei, YU Junlong, PENG Ping, *et al.* Online detection method for transformer faults based on multi-model fusion[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(8): 3415–3424. doi: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230646.
- [8] 于达, 张玮, 王辉. 基于LSTM神经网络的油浸式变压器异常声纹诊断方法研究[J]. *智慧电力*, 2023, 51(2): 45–52. doi: 10.3969/j.issn.1673-7598.2023.02.008.
YU Da, ZHANG Wei, and WANG Hui. Abnormal voiceprint diagnosis method of oil-immersed transformer based on LSTM neural network[J]. *Smart Power*, 2023, 51(2): 45–52. doi: 10.3969/j.issn.1673-7598.2023.02.008.
- [9] 李楠, 马宏忠, 段大卫, 等. 基于多传感器融合声纹特征图谱的变压器铁芯松动故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(15): 129–137, 198. doi: 10.13465/j.cnki.jvs.2023.15.016.
LI Nan, MA Hongzhong, DUAN Dawei, *et al.* Fault diagnosis method for transformer core looseness based on multi-sensor fusion voiceprint feature map[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(15): 129–137, 198. doi: 10.13465/j.cnki.jvs.2023.15.016.
- [10] PENG Jiaqi, MA Yulin, YE Haiping, *et al.* Voiceprint recognition method of transformer based on LBT-ODF and MVN[J]. *Journal of Measurements in Engineering*, 2025, 13(2): 387–404. doi: 10.21595/jme.2024.24496.
- [11] 柴斌, 韦鹏, 宁复茂, 等. 基于S变换时频谱和KHA-CNN的换流变故障声纹识别[J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(2): 103–109. doi: 10.3969/j.issn.1674-3814.2024.02.012.
CHAI Bin, WEI Peng, NING Fumao, *et al.* Voiceprint recognition of converter transformer faults based on S transform time-frequency spectrum and KHA-CNN[J]. *Power System and Clean Energy*, 2024, 40(2): 103–109. doi: 10.3969/j.issn.1674-3814.2024.02.012.
- [12] WANG Jianxin, ZHAO Zhishan, ZHU Jun, *et al.* Improved support vector machine for voiceprint diagnosis of typical faults in power transformers[J]. *Machines*, 2023, 11(5): 539. doi: 10.3390/machines11050539.
- [13] WANG Yuwei, DONG Wenjuan, AZAN D, *et al.* Voiceprint state identification of power transformers based on probabilistic neural network[C]. *The 6th International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications*, Dalian, China, 2024: 154–158. doi: 10.1109/ICAICA63239.2024.10823067.
- [14] 梁广平, 彭昌, 王杰, 等. 基于图注意力网络的变压器声纹信号故障检测方法[J]. *华北电力大学学报: 自然科学版*, 2024: 1–9.
LIANG Guangping, PENG Chang, WANG Jie, *et al.* Fault detection method of graph attention network based on transformer acoustic signal[J]. *Journal of North China Electric Power University: Natural Science Edition*, 2024: 1–9.
- [15] 万可力, 马宏忠, 崔佳嘉, 等. 基于Mel-GADF与ConvNeXt-T的变压器铁芯松动故障诊断方法[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(3): 217–224. doi: 10.16081/j.epae.202307003.
WAN Keli, MA Hongzhong, CUI Jiajia, *et al.* Fault diagnosis method of transformer core loosening based on

- Mel-GADF and ConvNeXt-T[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(3): 217–224. doi: 10.16081/j.epae.202307003.
- [16] WANG Shuchen, XU Qizhi, ZHU Shunpeng, *et al.* Making transformer hear better: Adaptive feature enhancement based multi-level supervised acoustic signal fault diagnosis[J]. *Expert Systems with Applications*, 2025, 264: 125736. doi: 10.1016/j.eswa.2024.125736.
- [17] 沈国堂, 郭振宇, 黄道均, 等. 基于特征提取和神经网络的电力变压器声纹诊断方法建立与应用[J]. *变压器*, 2024, 61(6): 39–43. doi: 10.19487/j.cnki.1001-8425.2024.06.012.
- SHEN Guotang, GUO Zhenyu, HUANG Daojun, *et al.* Establishment and application of power transformer voiceprint diagnosis method based on feature fusion and neural network[J]. *Transformer*, 2024, 61(6): 39–43. doi: 10.19487/j.cnki.1001-8425.2024.06.012.
- [18] 吴晓文, 孙静玲, 曹浩, 等. 电力变压器典型声纹特征分布规律统计分析[J]. *武汉大学学报: 工学版*, 2025, 58(1): 84–93. doi: 10.14188/j.1671-8844.2020.0172.
- WU Xiaowen, SUN Jingling, CAO Hao, *et al.* Statistical analysis of typical voiceprint feature distribution of power transformers[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2025, 58(1): 84–93. doi: 10.14188/j.1671-8844.2020.0172.
- [19] YU Zhuoran, WEI Yangjie, NIU Ben, *et al.* Automatic condition monitoring and fault diagnosis system for power transformers based on voiceprint recognition[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 9600411. doi: 10.1109/TIM.2024.3384551.
- [20] 刘云鹏, 罗世豪, 王博闻, 等. 基于Mel时频谱-卷积神经网络的变压器铁芯夹件松动故障声纹模式识别[J]. *华北电力大学学报: 自然科学版*, 2020, 47(6): 52–60,67. doi: 10.3969/j.issn.1007-2691.2020.06.06.
- LIU Yunpeng, LUO Shihao, WANG Bowen, *et al.* Voiceprint recognition of transformer core clamp looseness fault by Mel-spectrum and convolutional neural network[J]. *Journal of North China Electric Power University: Natural Science Edition*, 2020, 47(6): 52–60,67. doi: 10.3969/j.issn.1007-2691.2020.06.06.
- [21] 冶海平, 彭家琦, 方保民, 等. 基于Mel时频谱的变压器铁芯松动故障声纹识别[J]. *信息技术*, 2025(9): 37–42. doi: 10.13274/j.cnki.hdzj.2025.09.007.
- YE Haiping, PENG Jiaqi, FANG Baomin, *et al.* Voiceprint recognition of transformer core looseness fault based on Mel time-frequency spectrum[J]. *Information Technology*, 2025(9): 37–42. doi: 10.13274/j.cnki.hdzj.2025.09.007.
- [22] 狄晓栋, 李震梅, 李宗哲, 等. 基于混合特征MGCC的干式变压器故障诊断[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(12): 57–62. doi: 10.19651/j.cnki.emt.2106561.
- DI Xiaodong, LI Zhenmei, LI Zongzhe, *et al.* Fault diagnosis of dry-type transformer based on combination of MGCC feature parameters[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2021, 44(12): 57–62. doi: 10.19651/j.cnki.emt.2106561.
- [23] PEI Xiping, HAN Songtao, BAO Yanyan, *et al.* Fault diagnosis of transformer winding short circuit based on WKPCA-WM and IPOA-CNN[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2023, 11: 1151612. doi: 10.3389/fenrg.2023.1151612.
- [24] 季坤, 张晨晨, 丁国成, 等. 粒子群优化算法在电力变压器声纹识别中的应用[J]. *沈阳工业大学学报*, 2023, 45(6): 643–648. doi: 10.7688/j.issn.1000-1646.2023.06.08.
- JI Kun, ZHANG Chenchen, DING Guocheng, *et al.* Application of particle swarm optimization algorithm in power transformer voiceprint recognition[J]. *Journal of Shenyang University of Technology*, 2023, 45(6): 643–648. doi: 10.7688/j.issn.1000-1646.2023.06.08.
- [25] LI Hui, YAO Qi, and LI Xin. Voiceprint fault diagnosis of converter transformer under load influence based on multi-strategy improved Mel-Frequency spectrum coefficient and temporal convolutional network[J]. *Sensors*, 2024, 24(3): 757. doi: 10.3390/s24030757.
- [26] 李明朗, 杨洋, 王凤雪, 等. 基于声纹信号的变压器故障检测技术分析[J]. *电子元器件与信息技术*, 2025, 9(8): 58–60. doi: 10.19772/j.cnki.2096-4455.2025.08.018.
- LI Minglang, YANG Yang, WANG Fengxue, *et al.* Analysis of transformer fault detection technology based on acoustic signal[J]. *Electronic Components and Information Technology*, 2025, 9(8): 58–60. doi: 10.19772/j.cnki.2096-4455.2025.08.018.
- [27] 李波, 闫胜春. 基于深度学习的变压器声纹故障诊断方法研究[J]. *电工技术*, 2025(17): 60–62,65. doi: 10.19768/j.cnki.dgjs.2025.17.015.
- LI Bo and YAN Shengchun. Research on deep learning based acoustic fault diagnosis method of transformer[J]. *Electric Engineering*, 2025(17): 60–62,65. doi: 10.19768/j.cnki.dgjs.2025.17.015.
- [28] SUN Yanfei, ZHAO Tao, GAO Li, *et al.* An attention-guided semi-supervised model for power transformer fault diagnosis via vibration-acoustic data fusion[J]. *IET Electric Power Applications*, 2025, 19(1): e70062. doi: 10.1049/elp2.70062.
- [29] 李腾, 樊培培, 廖军, 等. 基于奇异值能量标准谱和改进TVF-EMD的换流变压器局部放电去噪方法[J]. *高压电器*, 2025, 61(11): 221–230. doi: 10.13296/j.1001-1609.hva.2025.11.021.
- LI Teng, FAN Peipei, LIAO Jun, *et al.* Partial discharge denoising method for converter transformer based on singular value energy standard spectrum and improved TVF-EMD[J]. *High Voltage Apparatus*, 2025, 61(11): 221–230. doi: 10.13296/j.1001-1609.hva.2025.11.021.

- [30] 魏才懿, 杨军, 马建桥. 参数优化VMD对变压器声音信号的故障诊断[J]. 兰州交通大学学报, 2021, 40(4): 49–58. doi: 10.3969/j.issn.1001-4373.2021.04.008.
WEI Caiyi, YANG Jun, and MA Jianqiao. Fault diagnosis of transformer sound signal by parameter optimization VMD[J]. *Journal of Lanzhou Jiaotong University*, 2021, 40(4): 49–58. doi: 10.3969/j.issn.1001-4373.2021.04.008.
- [31] SHEN Xiang, XU Fei, XU Long, *et al.* Research on transformer voiceprint feature extraction oriented to complex noise environment[J]. *International Journal of Acoustics and Vibration*, 2023, 28(2): 193–199. doi: 10.20855/ijav.2023.28.21933.
- [32] 陆云才, 廖才波, 李群, 等. 基于声纹特征和集成学习的变压器缺陷诊断方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 46–55. doi: 10.12158/j.2096-3203.2023.05.006.
LU Yuncai, LIAO Caibo, LI Qun, *et al.* Transformer fault diagnosis method based on voiceprint feature and ensemble learning[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42(5): 46–55. doi: 10.12158/j.2096-3203.2023.05.006.
- [33] 廖才波, 李兆国, 刘文字, 等. 基于双通道声纹特征融合的变压器故障诊断方法[J/OL]. 电网技术, <https://link.cnki.net/urlid/11.2410.TM.20251119.0946.002>, 2025.
LIAO Caibo, LI Zhaoguo, LIU Wenyu, *et al.* The transformer fault diagnosis method based on dual-channel acoustic fingerprint feature fusion[J/OL]. *Power System Technology*, 2025: 1–10.
- [34] CAI Rui, WANG Qian, HOU Yucheng, *et al.* Event monitoring of transformer discharge sounds based on voiceprint[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 2078(1): 012066. doi: 10.1088/1742-6596/2078/1/012066.
- [35] 王广真, 付德慧, 杜非, 等. 基于重复模式提取与高斯混合模型的变压器故障声纹识别[J]. 广东电力, 2023, 36(1): 126–134. doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2023.01.014.
WANG Guangzhen, FU Dehui, DU Fei, *et al.* Transformer fault voiceprint recognition based on repeating pattern extraction and Gaussian mixture model[J]. *Guangdong Electric Power*, 2023, 36(1): 126–134. doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2023.01.014.
- [36] 陈睿妍, 卢璐, 沈明威, 等. 基于线性SVM的变电站故障声纹检测算法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2023, 18(11): 989–995. doi: 10.3969/j.issn.1673-5692.2023.11.003.
CHEN Ruiyan, LU Lu, SHEN Mingwei, *et al.* Faulty voiceprint detection algorithm based on linear SVM for substation[J]. *Journal of China Academy of Electronics and Information Technology*, 2023, 18(11): 989–995. doi: 10.3969/j.issn.1673-5692.2023.11.003.
- [37] 高家通, 康兵, 许志浩, 等. 基于FRCMDE与IBOA-LSSVM的变压器故障声纹诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2025, 45(5): 123–130. doi: 10.3969/j.issn.1006-1355.2025.05.020.
GAO Jiatong, KANG Bing, XU Zhihao, *et al.* Fault voiceprint diagnosis method for transformers based on FRCMDE and IBOA-LSSVM[J]. *Noise and Vibration Control*, 2025, 45(5): 123–130. doi: 10.3969/j.issn.1006-1355.2025.05.020.
- [38] 熊威, 龚康, 张鑫, 等. 基于COA-SVM变压器铁芯松动识别模型[J]. 电工技术, 2025(5): 141–144. doi: 10.19768/j.cnki.dgjs.2025.05.036.
XIONG Wei, GONG Kang, ZHANG Xin, *et al.* Based on the COA-SVM transformer core loosening identification model[J]. *Electric Engineering*, 2025(5): 141–144. doi: 10.19768/j.cnki.dgjs.2025.05.036.
- [39] 梁延昌. 基于机器学习的变压器声学异常检测方法研究[D]. [硕士学位论文], 华北电力大学(北京), 2021. doi: 10.27140/d.cnki.ghbbu.2021.001080.
LIANG Yanchang. Research on machine learning based acoustic anomaly detection method for power transformers[D]. [Master dissertation], North China Electric Power University (Beijing), 2021. doi: 10.27140/d.cnki.ghbbu.2021.001080.
- [40] 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): 191–196, 224. doi: 10.16081/j.epae.202007022.
GENG Qishen, WANG Fenghua, and JIN Xiao. Mechanical fault sound diagnosis based on GFCC and random forest optimized by whale algorithm for dry type transformer[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(8): 191–196, 224. doi: 10.16081/j.epae.202007022.
- [41] 陈静. 基于声音信号分析的牵引变压器故障诊断方法研究[J]. 电气应用, 2020, 39(2): 25–29.
CHEN Jing. Research on traction transformer fault diagnosis method based on sound signal analysis[J]. *Electrotechnical Application*, 2020, 39(2): 25–29.
- [42] 吴国鑫, 詹花茂, 李敏. 声纹的变压器放电与机械故障诊断研究[J]. 应用声学, 2021, 40(4): 602–610. doi: 10.11684/j.issn.1000-310X.2021.04.015.
WU Guoxin, ZHAN Huamao, and LI Min. Research on transformer discharge and mechanical fault diagnosis based on voiceprint[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 2021, 40(4): 602–610. doi: 10.11684/j.issn.1000-310X.2021.04.015.
- [43] 黄锐, 吕学宾, 苏永智, 等. 基于“声音+BP神经网络”的变压器故障诊断[J]. 信息技术, 2022, 46(11): 71–76. doi: 10.13274/j.cnki.hdzj.2022.11.013.
HUANG Rui, LV Xuebin, SU Yongzhi, *et al.* Transformer fault diagnosis based on “sound + BP neural network”[J]. *Information Technology*, 2022, 46(11): 71–76. doi: 10.13274/j.cnki.hdzj.2022.11.013.
- [44] 余金龙. 电力变压器异常故障智能声纹监测与诊断系统研究及

- 应用[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(8): 149–152. doi: 10.19981/j.CN23-1581/G3.2024.08.034.
- YU Jinlong. Research and application of intelligent acoustic monitoring and diagnosis system for abnormal faults of power transformer[J]. *Technology Innovation and Application*, 2024, 14(8): 149–152. doi: 10.19981/j.CN23-1581/G3.2024.08.034.
- [45] 余长树. 基于声纹的变压器故障诊断算法及其应用研究[D]. [硕士学位论文], 华北电力大学(北京), 2023. doi: 10.27140/d.cnki.ghbbu.2023.001152.
- YU Changshu. Sound pattern based transformer fault diagnosis algorithm and application research[D]. [Master dissertation], North China Electric Power University (Beijing), 2023. doi: 10.27140/d.cnki.ghbbu.2023.001152.
- [46] 包艳艳, 杨广泽, 陈伟, 等. 基于SBSS与CNN的750 kV变压器和尖板的放电信号声纹识别[J]. 西南交通大学学报, 2025, 60(3): 781–792. doi: 10.3969/j.issn.0258-2724.20230177.
- BAO Yanyan, YANG Guangze, CHEN Wei, *et al.* Voiceprint recognition of discharge aliasing signals from 750 kV transformer and pin-plate based on sparse representation theory and convolutional neural network[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2025, 60(3): 781–792. doi: 10.3969/j.issn.0258-2724.20230177.
- [47] 崔佳嘉, 马宏忠. 基于改进MFCC和3D-CNN的变压器铁心松动故障声纹识别模型[J]. 电机与控制学报, 2022, 26(12): 150–160. doi: 10.15938/j.emc.2022.12.015.
- CUI Jiajia and MA Hongzhong. Voiceprint recognition model of transformer core looseness fault based on improved MFCC and 3D-CNN[J]. *Electric Machines and Control*, 2022, 26(12): 150–160. doi: 10.15938/j.emc.2022.12.015.
- [48] 王欢, 王昕, 张峰, 等. 基于改进生成对抗网络的变压器声纹故障诊断[J]. 智慧电力, 2024, 52(4): 24–31. doi: 10.3969/j.issn.1673-7598.2024.04.005.
- WANG Huan, WANG Xin, ZHANG Feng, *et al.* Transformer voiceprint fault diagnosis based on improved generative adversarial network[J]. *Smart Power*, 2024, 52(4): 24–31. doi: 10.3969/j.issn.1673-7598.2024.04.005.
- [49] WAN Shuting, DONG Fan, ZHANG Xiong, *et al.* Fault voiceprint signal diagnosis method of power transformer based on mixup data enhancement[J]. *Sensors*, 2023, 23(6): 3341. doi: 10.3390/s23063341.
- [50] 吴帆, 刘艳霞, 刘力铭, 等. 基于深度学习模型的电力变压器故障声音诊断方法研究[J]. 电声技术, 2020, 44(1): 76–80. doi: 10.16311/j.audioe.2020.01.020.
- WU Fan, LIU Yanxia, LIU Liming, *et al.* Study on the fault diagnosis method of power transformer by sound signals based on deep learning model[J]. *Audio Engineering*, 2020, 44(1): 76–80. doi: 10.16311/j.audioe.2020.01.020.
- [51] LI Min, ZHAN Huamao, and QIU Annan. Voiceprint recognition of transformer fault based on blind source separation and convolutional neural network[C]. 2021 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC), Denver, CO, USA, 2021: 618–621. doi: 10.1109/EIC49891.2021.9612322.
- [52] 刘鹏华, 段颖梨, 刘凯, 等. 基于卷积神经网络的换流变压器智能检测算法设计[J]. 科技创新与应用, 2025, 15(20): 142–145. doi: 10.19981/j.CN23-1581/G3.2025.20.033.
- LIU Penghua, DUAN Yingli, LIU Kai, *et al.* Design of intelligent detection algorithm for converter transformer based on convolutional neural network[J]. *Technology Innovation and Application*, 2025, 15(20): 142–145. doi: 10.19981/j.CN23-1581/G3.2025.20.033.
- [53] XU Zhendong, GAO Feng, JIA Yuebo, *et al.* Research on transformer fault diagnosis algorithm based on MFCC features and deep learning[C]. The 6th International Conference on Electrical, Electronic Information and Communication Engineering (EEICE), Shenzhen, China, 2025: 192–195. doi: 10.1109/EEICE65049.2025.11033961.
- [54] LONG Yujiang, WEI Wei, and WANG Ce. A lightweight sound diagnosis model for transformer discharge fault based on knowledge distillation with supercomputing[C]. The 3rd International Conference on Computer Science and Management Technology (ICCSMT), Shanghai, China, 2022: 408–412. doi: 10.1109/ICCSMT58129.2022.00093.
- [55] 宋诚, 夏翔, 王鑫一, 等. 基于MFCC和CNN的变压器声学特征提取及故障识别[J]. 电工电气, 2023(6): 49–54. doi: 10.3969/j.issn.1007-3175.2023.06.009.
- SONG Cheng, XIA Xiang, WANG Xinyi, *et al.* Transformer acoustic feature extraction and fault identification based on MFCC and CNN[J]. *Electrotechnics Electric*, 2023(6): 49–54. doi: 10.3969/j.issn.1007-3175.2023.06.009.
- [56] 邹国春, 卢强, 鲁斌, 等. 复杂环境噪声条件下变压器故障声纹识别技术[J]. 电子制作, 2024, 32(24): 23–28. doi: 10.16589/j.cnki.cn11-3571/tn.2024.24.001.
- ZOU Guochun, LU Qiang, LU Bin, *et al.* Transformer fault acoustic recognition technology under complex environmental noise conditions[J]. *Practical Electronics*, 2024, 32(24): 23–28. doi: 10.16589/j.cnki.cn11-3571/tn.2024.24.001.
- [57] 吴宁, 王世旭, 杨宏宇, 等. 基于MDF-BSRNet的变压器声纹故障诊断方法研究[J/OL]. 自动化技术与应用, <https://link.cnki.net/urlid/23.1474.TP.20241223.1335.076>, 2024.
- WU Ning, WANG Shixu, YANG Hongyu, *et al.* Research on fault diagnosis method of transformer voicing based on MDF-BSRNet[J/OL]. *Techniques of Automation and Applications*, 2024: 1–8.
- [58] QIAN Qinglin, GAO Penglu, ZHAO Honglin, *et al.* Electrical voiceprint recognition algorithm based on SN-GAN-ResNet network[C]. 2023 IEEE International

- Conference on Energy Internet (ICEI), Shenyang, China, 2023: 304–309. doi: 10.1109/icei60179.2023.00064.
- [59] 何萍, 李勇, 陈寿龙, 等. 基于变压器声纹Mel语谱图-ResNet的铁心松动故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(9): 75–80. doi: 10.12177/emca.2022.084.
- HE Ping, LI Yong, CHEN Shoulong, *et al.* Fault diagnosis of iron core looseness based on Mel spectrogram-ResNet with transformer voiceprint[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2022, 49(9): 75–80. doi: 10.12177/emca.2022.084.
- [60] 张波, 黄英龄, 明志茂, 等. 基于同步压缩小波变换和ResNet的变压器放电故障诊断方法[J]. 现代电子技术, 2023, 46(10): 159–165. doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2023.10.030.
- ZHANG Bo, HUANG Yingling, MING Zhimao, *et al.* Method of transformer discharge fault diagnosis based on synchrosqueezed wavelet transform and ResNet[J]. *Modern Electronics Technique*, 2023, 46(10): 159–165. doi: 10.16652/j.issn.1004-373x.2023.10.030.
- [61] 李嘉宁, 李喆, 陈海威, 等. 基于数据增强的变压器机械故障声纹识别方法[J]. 电气自动化, 2024, 46(6): 106–108. doi: 10.3969/j.issn.1000-3886.2024.06.030.
- LI Jianing, LI Zhe, CHEN Haiwei, *et al.* Voiceprint recognition of mechanical faults in transformers based on data enhancement[J]. *Electrical Automation*, 2024, 46(6): 106–108. doi: 10.3969/j.issn.1000-3886.2024.06.030.
- [62] 赵晋级, 戴云飞. 基于改进MFCC和RNN的变压器放电故障诊断方法[J]. 山东电力高等专科学校学报, 2024, 27(4): 1–4, 8. doi: 10.3969/j.issn.1008-3162.2024.04.001.
- ZHAO Jinji and DAI Yunfei. Transformer discharge fault diagnosis method based on improved MFCC and RNN[J]. *Journal of Shandong Electric Power College*, 2024, 27(4): 1–4, 8. doi: 10.3969/j.issn.1008-3162.2024.04.001.
- [63] XIA Yici, HE Yan, KANG Bing, *et al.* Research and application of MFCC-LSTM based on improved ZOA algorithm to optimize transformer voice-print diagnosis[C]. The 4th International Conference on Electrical Engineering and Control Science (IC2ECS), Nanjing, China, 2024: 559–563. doi: 10.1109/IC2ECS64405.2024.10928641.
- [64] 侯文彪, 徐宁. 基于多特征提取分析的变压器声纹故障识别技术研究[J]. 江西电力, 2025, 49(1): 70–74. doi: 10.3969/j.issn.1006-348X.2025.01.016.
- HOU Wenbiao and XU Ning. Research on transformer acoustic fault identification technology based on multi-feature extraction and analysis[J]. *Jiangxi Electric Power*, 2025, 49(1): 70–74. doi: 10.3969/j.issn.1006-348X.2025.01.016.
- [65] 刘云鹏, 王博闻, 岳浩天, 等. 基于50Hz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): 4681–4694. doi: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.191922.
- LIU Yunpeng, WANG Bowen, YUE Haotian, *et al.* Identification of transformer bias voiceprint based on 50Hz frequency multiplication cepstrum coefficients and gated recurrent unit[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(14): 4681–4694. doi: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.191922.
- [66] ABULIZI J, CHEN Zhen, LIU Peng, *et al.* Research on voiceprint recognition of power transformer anomalies using gated recurrent unit[C]. 2021 Power System and Green Energy Conference (PSGEC), Shanghai, China, 2021: 743–747. doi: 10.1109/PSGEC51302.2021.9542338.
- [67] 齐子豪, 全杰, 张中浩, 等. 基于多粒度知识特征和Transformer网络的电力变压器故障声纹辨识方法[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(4): 1311–1322. doi: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.231543.
- QI Zihao, TONG Jie, ZHANG Zhonghao, *et al.* A voiceprint classification method for power transformer fault identification based on multi-granularity knowledge features and transformer network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2025, 45(4): 1311–1322. doi: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.231543.
- [68] 张寒, 熊云, 唐信, 等. 声纹信号-图形差分场增强和多头自注意力机制的变压器工作状态辨识方法[J]. 应用声学, 2024, 43(1): 119–130. doi: 10.11684/j.issn.1000-310X.2024.01.015.
- ZHANG Han, XIONG Yun, TANG Xin, *et al.* Transformer working state identification method based on voiceprint signal-motif difference field enhancement and multi-head self-attention mechanism[J]. *Journal of Applied Acoustics*, 2024, 43(1): 119–130. doi: 10.11684/j.issn.1000-310X.2024.01.015.
- [69] ZHANG Kai, LU Hongming, HAN Shuai, *et al.* A novel fault diagnosis method for power transformers based on voiceprint recognition considering multitype noises[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 3541311. doi: 10.1109/TIM.2025.3573012.
- [70] XUE Zichun, WANG Bo, MA Hengrui, *et al.* Research on transformer fault diagnosis and maintenance strategy generation based on TransQwen model[J]. *Processes*, 2025, 13(7): 1977. doi: 10.3390/pr13071977.
- [71] LU Hongming, ZHANG Kai, and HAN Shuai. A comparison of CNN-based transformer fault diagnosis methods based on voiceprint signal[C]. 2024 IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS), Kaifeng, China, 2024: 819–824. doi: 10.1109/ddcls61622.2024.10606641.
- [72] 辛全金, 李晓华, 杨义, 等. 基于冗余卷积编解码器的变压器噪声抑制[J]. 中国电力, 2023, 56(4): 112–118. doi: 10.11930/j.issn.1004-9649.202203065.
- XIN Quanjin, LI Xiaohua, YANG Yi, *et al.* Research on transformer noise suppression based on redundant convolutional encoder decoder[J]. *Electric Power*, 2023,

- 56(4): 112–118. doi: 10.11930/j.issn.1004-9649.202203065.
- [73] 廖才波, 杨金鑫, 邱志斌, 等. 一种基于夏普利值及油中溶解气体分析的可解释变压器故障诊断方法[J]. 电网技术, 2024, 48(4): 1752–1761. doi: 10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0727.
- LIAO Caibo, YANG Jinxin, QIU Zhibin, *et al.* Interpretable transformer fault diagnosis based on SHAP value and dissolved gas analysis of transformer oil[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(4): 1752–1762. doi: 10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0727.
- [74] TANG Pengfei, ZHANG Zhonghao, TONG Jie, *et al.* Predicting transformer temperature field based on physics-informed neural networks[J]. *High Voltage*, 2024, 9(4): 839–852. doi: 10.1049/hve2.12435.
- [75] 林春清, 周颖, 杨超, 等. 面向电力变压器的声纹智能诊断装置设计与应用[J]. 传感技术学报, 2021, 34(10): 1412–1420. doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2021.10.021.
- LIN Chunqing, ZHOU Ying, YANG Chao, *et al.* Design and application of intelligent voiceprint diagnosis device for power transformer[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2021, 34(10): 1412–1420. doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2021.10.021.
- 龚文洁: 女, 硕士生, 研究方向为智能牵引供电系统.
- 林国松: 男, 副教授, 研究方向为牵引供电系统继电保护、故障测距与智能牵引供电系统.
- 韦晓广: 男, 副教授, 研究方向为电力系统安全分析.
- 责任编辑: 余蓉

A Review of Research on Voiceprint Fault Diagnosis of Transformers

GONG Wenjie LIN Guosong WEI Xiaoguang

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract:

Significance Voiceprint fault diagnosis of transformers has become an active research area for ensuring safe and reliable operation of power systems. Traditional monitoring methods, such as dissolved gas analysis, infrared temperature measurement, and online partial discharge monitoring, exhibit limited real-time capability and rely heavily on expert experience. These limitations hinder effective detection of early-stage faults. Voiceprint fault diagnosis captures operational voiceprint signals from transformers and enables non-contact monitoring for early anomaly warning. This approach offers advantages in real-time performance, sensitivity, and fault coverage. This review systematically traces the technological evolution from traditional signal analysis to deep learning and compares the advantages, limitations, and application scenarios of different models across multiple dimensions. Key challenges are identified, including limited robustness to noise and imbalanced datasets. Potential research directions are proposed, including integration of physical mechanisms with data-driven methods and improvement of diagnostic transparency and interpretability. These analyses provide theoretical support and practical guidance for promoting the transition of voiceprint fault diagnosis from laboratory research to engineering applications.

Progress Research on voiceprint fault diagnosis of transformers has progressed from traditional signal analysis to an intelligent recognition paradigm based on deep learning, reflecting a clear technological evolution. A bibliometric analysis of 188 papers from the CNKI and Web of Science databases shows that annual publications remained at 1~10 papers between 1997 and 2020, corresponding to an exploratory stage. Studies during this period focused mainly on fundamental voiceprint signal processing methods, including acoustic wave detection, wavelet transform, and Empirical Mode Decomposition (EMD). After 2020, Variational Modal Decomposition (VMD), Mel spectrum, and Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) were gradually applied to voiceprint feature extraction. Since 2021, publication output has increased rapidly and reached a historical peak in 2023. This growth was driven by advances in image and speech processing technologies. Early studies emphasized time-domain and frequency-domain analysis of voiceprint signals. Recent research increasingly converts voiceprint signals into two-dimensional time-frequency spectrogram representations. Model architectures have evolved from single-channel feature inputs with single-model outputs to complex frameworks with multi-channel feature extraction and multi-model fusion. Classical machine learning models, including Gaussian Mixture Model (GMM), Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), and Back Propagation Neural Network (BPNN), form the foundation of voiceprint fault diagnosis but are limited in

handling high-dimensional features. Deep learning models, such as Convolutional Neural Network (CNN), Residual neural Network (ResNet), Recurrent Neural Network (RNN), and Transformer, demonstrate advantages in automatic feature extraction and complex pattern recognition, although they require substantial computational resources.

Conclusions This review summarizes the technological development of transformer voiceprint fault diagnosis from machine learning to deep learning. Although deep learning methods achieve high recognition accuracy for complex voiceprint signals, five major challenges remain. These challenges include limited robustness to noise in non-stationary environments, severe data imbalance caused by scarce fault samples, the black-box nature of deep learning models, fragmented evaluation systems resulting from inconsistent data acquisition standards, and insufficient cross-modal fusion of multi-source data. Sensitivity to environmental noise limits diagnostic performance under varying operating conditions. Data imbalance reduces recognition accuracy for rare fault types. Limited interpretability restricts fault mechanism analysis and diagnostic credibility. Inconsistent sensor placement and sampling parameters lead to poor comparability across datasets. Single-modal voiceprint analysis restricts effective utilization of complementary information from other data sources. Addressing these challenges is essential for advancing voiceprint fault diagnosis from laboratory validation to field deployment.

Prospects Future research should focus on five directions. First, noise-robust voiceprint feature extraction methods based on physical mechanisms should be developed to address non-stationary interference in complex operating environments. Second, the lack of real-world fault data should be alleviated by constructing electromagnetic field-structural mechanics-acoustic coupling models of transformers to generate high-fidelity voiceprint fault samples, while unsupervised clustering methods should be applied to improve annotation efficiency and quality. Third, explainable deep learning architectures for voiceprint fault diagnosis that incorporate physical mechanisms should be designed. Attention mechanisms combined with SHapley Additive exPlanations, Grad-CAM, and physical equations can support process-level and post hoc interpretation of diagnostic results. Fourth, industry-wide collaboration is required to establish standardized voiceprint data acquisition protocols, benchmark datasets, and unified evaluation systems. Fifth, cross-modal fusion models based on multi-channel and multi-feature analysis should be developed to enable integrated transformer fault diagnosis through comprehensive utilization of multi-source information.

Key words: Transformer; Voiceprint recognition; Fault diagnosis; Deep learning