

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)10-0055-07

神经发放率听觉谱增强特征在 GIS 机械故障诊断中的应用

申国标, 汪昊铭, 惠世贤, 杜建华, 陈浩, 司成志

(云南电网有限责任公司文山供电局, 云南 文山 663000)

摘要:为提升气体绝缘金属封闭开关设备(gas insulated switchgear, GIS)机械故障辨识精度与智能化监测水平,提出基于神经发放率听觉谱增强特征与卷积神经网络的 GIS 机械故障诊断方法。首先,构建了适用于 GIS 声纹信号的由中耳、耳蜗、内耳神经突触、耳蜗核、下丘脑组成的听觉计算模型并利用该模型对 GIS 正常、地脚螺栓松动、屏蔽罩松动以及触头接触不良四种运行工况下产生的声学信号进行预处理、获得听觉谱;其次,提取听觉谱增强后的偏度、峭度、能量熵等 7 个特征参量,进而计算获得神经发放率听觉谱特征图谱;最后,利用视觉几何组 16 层卷积神经网络(visual geometry group 16-layer, VGG16)实现 GIS 不同状态的分类辨识。试验结果表明,该方法可有效提取 GIS 不同状态的特征参量,且实现典型状态的可靠辨识,辨识精度可达 94.96%,相较于常规方法有显著提升。

关键词:气体绝缘金属封闭开关设备;机械故障诊断;听觉谱特征增强;听觉神经发放率;卷积神经网络;特征提取

中图分类号: TP277; TP391.42; TM595

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)10-0055-07

Application of neural firing rate auditory spectrum enhancement features in GIS mechanical fault diagnosis

Sheng Guobiao, Wang Haoming, Hui Shixian, Du Jianhua, Chen Hao, Si Chengzhi

(Wenshan Power Supply Bureau of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Wenshan 663000, Yunnan, China)

Abstract: To improve the identification accuracy and intelligent monitoring level of mechanical faults in gas insulated switchgear (GIS), this paper proposes a GIS mechanical fault diagnosis method based on enhanced features of neural firing rate auditory spectrogram and convolutional neural network. Firstly, an auditory computational model consisting of the middle ear, cochlea, inner ear synapse, cochlear nucleus, and inferior colliculus is constructed, which is suitable for GIS acoustic signals. This model is used to preprocess acoustic signals from four states of GIS: normal, looseness of foundation bolts, looseness of shielding case, and poor contact of contacts, so as to obtain the auditory spectrogram. Secondly, seven feature parameters including skewness, kurtosis, and energy entropy are extracted from the enhanced auditory spectrogram, and then the feature map of the neural firing rate auditory spectrogram is computed. Finally, a visual geometry group 16-layer (VGG16) convolutional neural network is employed to classify and identify different GIS states. Experimental results show that the proposed method can effectively extract feature parameters of different GIS states and achieve reliable identification of typical states, with an identification accuracy of 94.96%, which is significantly higher than conventional methods.

Keywords: gas insulated switchgear; mechanical fault diagnosis; auditory spectrogram feature enhancement; neural firing rate of the auditory nerve; convolutional neural network; feature extraction

作为现代变电站的核心集成电站设备,气体绝缘金属封闭开关设备的规模化投运得益于其紧凑的空间占用、高可靠性及强环境适应力^[1]。但与之相对的,是其繁复的内部机理与结构带来的负面效应,即在故障爆发时难以快速且准确地锁定制导因素和具体位置^[2]。

GIS 故障主要包括机械故障、内部绝缘故障和气体渗漏故障。其中,机械故障是造成 GIS 设备故障的主要原因,占比为 39.3%^[3],开展 GIS 设备机械状态监测与诊断研究的现实意义,在于其能有效降低安全风险并减少经济损失。由于 GIS 采用全封闭设计,其早期的机械故障

隐患(如伴随而生的绝缘劣化、气体泄漏等)极具破坏性且难以直接观测,必须依靠专业化检测手段进行定位辨识^[4-5]。

基于非接触式的声纹故障诊断技术是一种有效的技术,近年来,研究人员对其进行了广泛研究。李秀广等^[6]基于声学成像技术,将声音信号转化为声强云图,实现了 GIS 设备机械故障带电检测。李鹏江^[7]针对 GIS 盆式绝缘子螺栓松动问题,基于超声信号均方根偏差和超声信号能量衰减率有效实现了螺栓状态的监测。然而,GIS 实际运行环境噪声大,声信号易受环境噪声干扰,降低了诊断

收稿日期:2025-04-18;录用日期:2025-06-20

基金项目:中国南方电网公司科技项目(051100KK52220001)

作者简介:申国标(1990—),男,高级工程师,研究方向为电力设备故障诊断。

引用本文:申国标,汪昊铭,惠世贤,等.神经发放率听觉谱增强特征在 GIS 机械故障诊断中的应用[J].自动化技术与应用,2026,45(10):55-61.
(Sheng Guobiao, Wang Haoming, Hui Shixian, et al. Application of neural firing rate auditory spectrum enhancement features in GIS mechanical fault diagnosis [J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(10): 55-61.)

方法的准确率。

针对电力设备声音信号易受环境噪声影响,且考虑到人耳听觉系统具有强噪声背景下有效提取声信息的能力^[8],诸多学者探索模拟听觉系统来实现电力装备机械故障诊断。孙汉文等^[9]从电气设备放电声音中提取了反映听觉特性的梅尔频率倒谱系数,并对比了多种机器学习算法,证实了使用梅尔频率倒谱系数提取特征能较好地识别放电声音和正常状态下的声音。Shuai等^[10]根据听觉系统中耳蜗基底膜的响应特性,提取了高压断路器声音信号的伽马通频率倒谱系数,并以此为识别特征,实现了高压断路器的机械故障诊断。

人耳听觉系统主要由听觉外周与听觉中枢组成。尽管上述方法提升了识别效果,但其仅仅基于人耳听觉外周部分对于不同频率声音的响应,未考虑负责噪声环境下声信息提取的听觉中枢部分。能否引入听觉中枢,进一步提

升 GIS 机械故障诊断性能,值得进一步研究。

针对上述问题,本文提出了一种基于考虑听觉外周与听觉中枢的听觉计算模型构建神经发放率听觉谱特征图的故障诊断方法。使用特征提取方法针对听觉谱提取偏度、峭度、能量熵等 7 个统计参数,构建听觉谱特征图。通过 Vgg16 卷积神经网络针对 GIS 听觉谱特征图实现故障的诊断。

1 GIS 设备故障诊断流程

现场运维人员能够通过耳听设备产生的声音进行故障诊断。为将听觉系统在噪声环境下声音特征信息有效提取的性能引入 GIS 机械故障诊断,本文提出基于神经发放率听觉谱特征图 (auditory spectrum features diagram of neuro firing rate, ASFDN) 的 GIS 机械故障诊断方法,具体流程如图 1 所示。

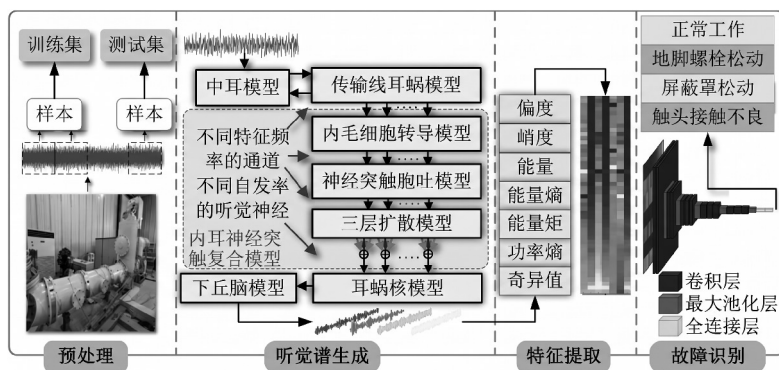


图 1 采用神经发放率听觉谱特征图的 GIS 机械故障诊断流程

Fig. 1 GIS mechanical fault diagnosis process using auditory spectrum characteristic diagram of nerve firing rate

该识别方法主要由信号预处理、听觉谱构建、听觉谱特征提取以及 GIS 故障类型识别 4 个阶段组成。在信号预处理阶段,首先人为对 GIS 进行地脚螺栓松动、屏蔽罩松动、触头接触不良 3 种机械故障及正常工况运行模拟,并使用麦克风阵列采集对应声音信号;随后对采集到的原始信号进行去除直流分量和信号趋势项等初步预处理,以减弱外部环境及系统因素对后续分析的影响。在听觉谱构建阶段,信号依次经过中耳模型、传输线耳蜗模型以及内毛细胞模型处理,得到内毛细胞输出电压,并进一步驱动胞吐模型和神经递质释放模型,以模拟听觉神经元的放电过程。最后,经耳蜗核模型和下丘脑模型处理后,获得不同特征频率对应的听觉神经发放率,并以此构建声音信号的听觉谱。特征提取阶段,基于听觉谱进行统计分析,根据各类统计特征构建听觉谱特征图。故障识别阶段,首先,对单一特征的听觉谱特征图进行识别测试;然后,对不同特征进行特征融合以构成最优融合特征谱图,进一步提高识别效果;最后,利用卷积神经网络进行分类,以获得较高的诊断准确率。

2 信号获取与数据增强

为捕获正常与故障机械状态下的 GIS 声学特征,本研

究构建了图 2(a)所示的实验数据采集系统。试验主体选定为 220 kV 三相 GIS,利用阵列式声传感器在 48 kHz 采样率下记录音频信号,通过人工干预手段分别构造了屏蔽罩松动、地脚螺栓松动以及触头接触不良 3 类典型缺陷,用以复现实际工况中常见的机械故障^[11],故障点的详细排布参见图 2(b)。

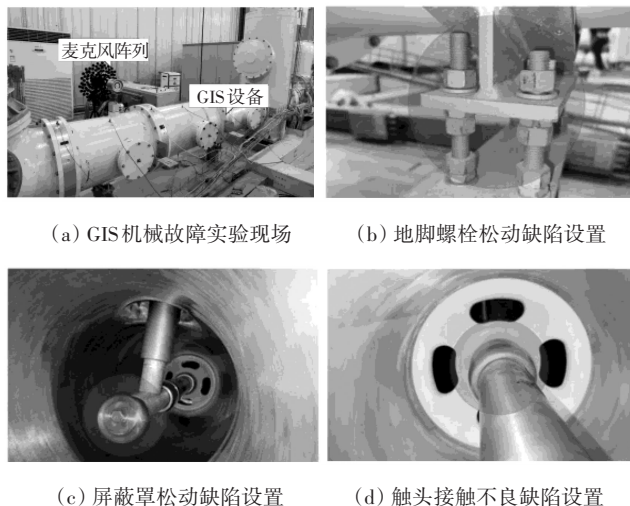


图 2 GIS 机械故障实验现场及故障设置

Fig. 2 GIS mechanical fault experiment site and fault setting

其中,地脚螺栓松动故障通过松动 GIS 设备外部地脚螺栓进行模拟;触头接触不良故障通过调节导体的插入深度进行构建;屏蔽罩松动故障则通过改变固定于导体上的抱箍松紧程度进行模拟。实验过程中,利用麦克风传感器分别采集 GIS 设备在 3 种机械故障工况及正常工况下的声音信号,并将采集到的数据传输至数据采集仪进行存储,为后续的信号分析与故障识别提供数据支撑。

为保证各样本具有统一的时间长度,首先对采集得到的 GIS 设备声音信号进行定长截取处理。在此基础上,为增加样本数量并提高模型的泛化能力,进一步采用数据增强方法扩充数据集。具体而言,对声音信号进行重叠滑动采样,将一段连续信号划分为多个存在重叠区域的子信号,从而获得更多训练样本。设原始声音信号长度为 N ,截取窗口长度为 L ,滑动步长为 n ,则经过重叠采样后的子信号数量 m 可表示为

$$m = \text{floor}\left(\frac{N - L}{n} + 1\right) \quad (1)$$

式中, $\text{floor}(\cdot)$ 为取整函数, L 为 1 s, n 为 0.5 s, 保证训练与测试数据无重叠。最后,对截取后的所有故障声音样本进行预处理,去除其中的噪声成分及趋势项,以降低无关因素对后续特征提取和故障识别的影响。

3 听觉谱构建及声学特征提取

3.1 神经发放率听觉谱获取

基于听觉感知原理构建的听觉模型能够模拟人的听觉系统。其中,听觉外周模型能够模拟外耳、中耳、耳蜗与听神经的基本功能。为进一步利用人耳听觉中枢处理复杂声音信号的能力,本文使用融合人类各级听觉系统的听觉计算模型^[14]对 GIS 声音信号进行分析。相比传统听觉外周模型,该模型不仅包含外耳至听神经的传递过程,还引入了内耳神经突触、耳蜗核等听觉中枢结构的建模,从而更加完整地描述听觉信息的传输与处理机制。其整体结构如图 3 所示,主要包括中耳模型、传输线耳蜗模型、内耳神经突触复合模型、耳蜗核模型以及下丘脑模型。

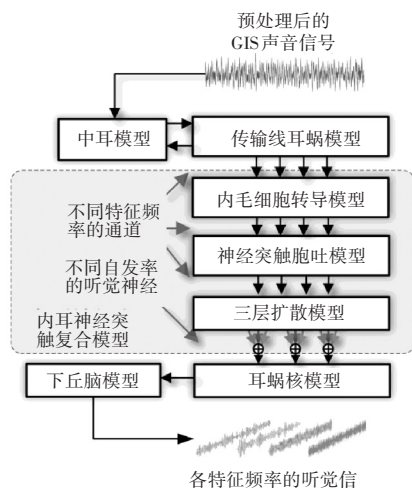


图 3 GIS 机械故障听觉谱计算模型

Fig. 3 Auditory computing model in GIS mechanical fault diagnosis

中耳模型采用一阶带通滤波器进行建模,其主要作用是对输入的 GIS 声音信号进行频率选择性增益,以模拟中耳对声波的传递与放大过程。耳蜗作为听觉外周中实现频率分析的关键器官,能够将复杂声音分解为不同频率成分。声音信号经过传输线耳蜗模型处理后,可获得基底膜各位置对应的振动位移和振动速度,为后续听觉信息编码提供基础。

内耳神经突触复合架构由内毛细胞、神经突触胞吐及神经递质释放 3 个核心子模型交织而成。在信号传导机制上,基底膜的机械剪切运动首先经内毛细胞模型映射为跨膜电位变化;该电位进一步充当驱动源,激活突触的胞吐行为并释放神经递质,进而调制出相应的递质发放率。最终,通过在特定特征频率下对具备差异化自发发放特性的各听神经纤维放电率进行线性叠加,计算获得该频率对应的总听神经发放水平。

听觉中枢处理模块由耳蜗核模型与下丘脑模型协同构筑,旨在仿真人耳对声学信息的深层感知机理。在信号流向上面,耳蜗核模型作为前级,负责将输入的总听神经发放率转换为耳蜗核层面的发放速率;该转换结果随即作为下级下丘脑模型的输入,经其处理后映射为下丘脑发放率。此输出最终被定义为 GIS 声音信号在特定特征频率维度的听觉响应。

为使听觉计算模型充分发挥其在各频段的特征映射能力,本研究将 GIS 声音信号的解算区间设定为 20~20 000 Hz 的人耳感知频域。结合 GIS 设备音频能量主要凝聚于中低频的物理特性,在所选频段内引入对数间隔机制,模块化提取了 48 个特征频率点,其空间映射如图 4 所示。经过该听觉机理模型的深度处理,图 5 呈现了 4 种不同运行状态下 GIS 声音信号所对应的听觉谱图。

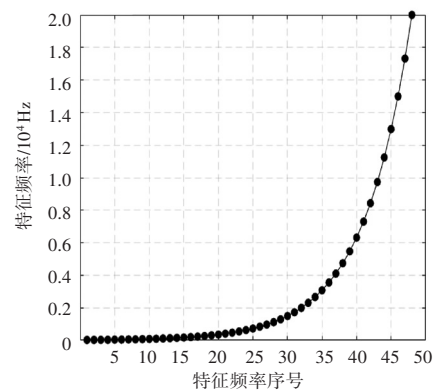


图 4 听觉计算模型中特征频率

Fig. 4 Characteristic frequencies in auditory computing mode

由图 5 可知,经过听觉计算模型处理后得到的听觉信号在各种状态下差异并不明显,为进一步挖掘听觉特征所表达的信息,在此基础上对其进行特征提取。

3.2 特征提取

为了更加充分地挖掘听觉谱中的特征信息,提升故障诊断性能,本文分别计算各特征频率下听觉信号的能量、

能量熵、能量矩、功率熵、偏度、峭度以及奇异值共7类统计特征,并最终融合构建为用于故障类型识别的听觉谱特征图。上述7类统计特征的具体计算方法如下所示。

各特征频率听觉信号的能量 E_i 为

$$E_i = \sum_{k=1}^N |x_i(k)|^2, i = 1, 2, \dots, 48 \quad (2)$$

式中, $x_i(k)$ 表示听觉谱中第 i 个特征频率对应分量, N 为输出的听觉谱总时间采样长度。首先计算各特征频率下听觉信号的能量,并对其进行归一化处理,从而得到听觉谱能量 (auditory spectrum energy, ASE)。

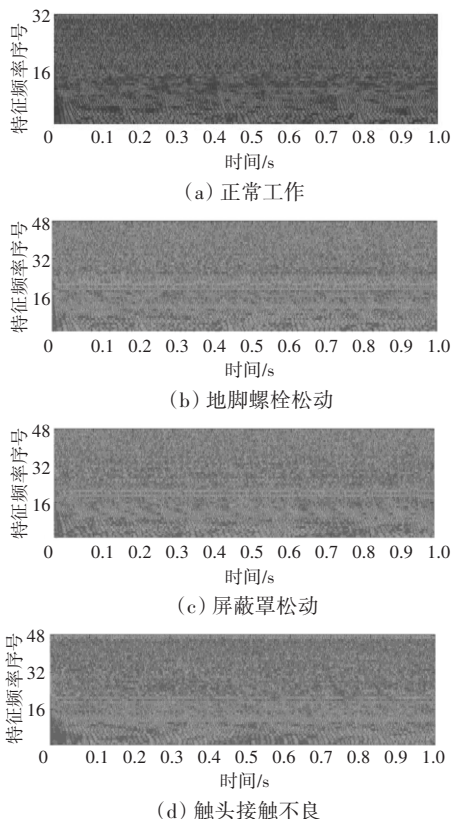


图5 各状态下GIS声音信号的听觉谱

Fig. 5 Auditory spectrum of GIS sound signals in various states

$$ASE = \frac{[E_1, E_2, \dots, E_{48}]}{\sum_{i=1}^{48} E_i} \quad (3)$$

能量熵能够描述听觉信号能量分布的随机性和不确定性,其值越大,表明信号能量分布越分散、随机程度越高。根据各特征频率对应的听觉信号能量,可进一步计算听觉谱能量熵 (auditory spectrum energy entropy, ASEE),即

$$ASEE_i = - \sum_{k=1}^N \frac{|x_i(k)|^2}{E_i} \cdot \ln \left(\frac{|x_i(k)|^2}{E_i} \right) \quad (4)$$

式中, E_i 为第 i 个听觉信号的能量。

提取各特征频率下听觉谱能量矩 (auditory spectrum energy moment, ASEM),即

$$ASEM_i = \sum_{k=1}^N \frac{k}{f_s} \cdot |x_i(k)|^2 \quad (5)$$

式中, f_s 为GIS声音信号的采样频率。

听觉谱功率熵 (auditory spectrum power entropy, ASPE) 计算方法如下。

首先对听觉谱各特征频率分量序列进行傅里叶变换得 $X_i(\omega)$, 并进一步得到其功率谱 $P_i(\omega)$ 。

$$P_i(\omega) = \frac{1}{N} \cdot |X_i(\omega)|^2 \quad (6)$$

听觉谱图所有频率分量的总功率可通过 $P_{\text{sum},i} = \sum_{\omega=1}^N P_i(\omega)$ 进行计算,并可以根据总功率进一步得到各特征频率听觉信号的功率熵 $ASPE_i$ 。

$$ASPE_i = - \sum_{\omega=1}^N \frac{P_i(\omega)}{P_{\text{sum},i}(\omega)} \cdot \ln \frac{P_i(\omega)}{P_{\text{sum},i}(\omega)} \quad (7)$$

偏度 (skewness) 可用于表征听觉谱中各特征频率分量分布的非对称程度,其计算公式为

$$\text{skewness}_i = \frac{E(x_i - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (8)$$

式中, μ 和 σ 分别代表各频率分量的均值和准差。

峭度 (kurtosis) 可用于衡量各特征频率下听觉信号波形的尖峰程度及其相对于正态分布的峰态特性,其定义如下定义为

$$\text{kurtosis}_i = \frac{\sum (x_i - \mu)^4}{n \cdot \sigma^4} \quad (9)$$

奇异值能够反映矩阵的内在结构特性及其所包含的信息量,因此可用于表征听觉谱的整体特征。设听觉谱 A 的维度为 $M \times N$, 对其进行奇异值分解 (singular value decomposition, SVD), 即

$$A = USV^T \quad (10)$$

式中, U 和 V^T 分别是 $M \times M$ 和 $N \times N$ 的正交矩阵, S 为对角矩阵, 对角上各值即为听觉谱矩阵 A 按照从大到小排列的奇异值。

处理GIS设备声音信号得到听觉谱之后,使用式(2)~(10)对听觉谱提取特征。为进一步提高GIS设备故障识别效果,对4种状态下提取的各类特征值进行归一化操作生成听觉谱特征图,如图6所示。

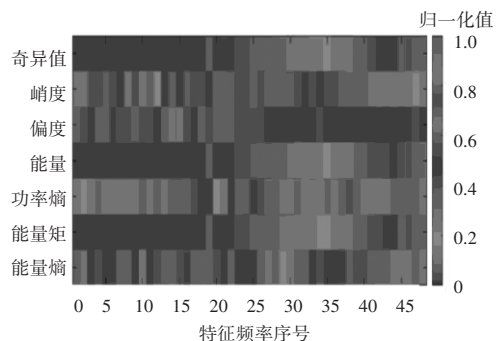


图6 GIS声音信号神经发放率听觉谱特征图

Fig. 6 Auditory spectrum characteristic diagram of nervefiring rate of GIS sound signal

4 GIS设备故障识别试验

为验证所提方法的识别性能,基于所采集的GIS故障

与正常状态下声音信号生成的听觉谱特征图构建数据集。其中正常工作时的数据 200 个,地脚螺栓松动数据 120 个,屏蔽罩松动数据 140 个,触头接触不良数据 160 个。经数据增强后,80%数据作为训练集,其余数据作为验证集与测试集。

本文采用 VGG16 作为故障类型识别网络,其网络结构如图 7 所示。针对不同听觉谱特征图的数据特点,对网络参数进行了相应调整,以获得更优的识别性能。

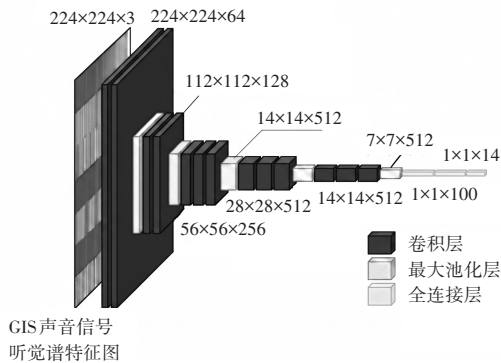


图 7 Vgg16 网络结构
Fig. 7 Vgg16 network structure

4.1 单类特征识别试验

为实现包含 7 类特征的 GIS 设备故障诊断,先使用单特征的听觉谱特征图进行模式识别。分别对不同单一特征重复进行 20 次试验,以平均识别准确率作为评价结果,如表 1 所示。

表 1 单个特征的 GIS 机械故障平均识别精度

Tab. 1 Average accuracy of GIS mechanical fault identification with single feature

特征名称	测试精度/%
能量	73.21
能量熵	90.15
能量矩	68.32
功率熵	88.36
偏度	85.43
峭度	88.49
奇异值	79.69

由表 1 可知,基于神经发放率听觉谱提取的各类单一统计特征均表现出较好的故障识别能力。其中,以听觉谱能量熵作为识别特征时,识别准确率达到 90% 以上,表明神经发放率听觉谱能够有效表征 GIS 设备机械故障信息,可作为故障诊断的有效特征。

4.2 融合特征确定

为进一步表征 GIS 声信号信息,提高 GIS 设备机械故障诊断效果,本文将 7 类特征进行特征融合。

根据单一特征识别准确率从高到低排序,随后按顺序取不同数量特征进行组合。为进一步提高特征融合效果,基于单个特征的 GIS 机械故障平均识别准确率确定各特征融合权重系数 k_j 为

$$k_j = \frac{\text{acc}_j}{\text{acc}_{\text{best}}} \quad (11)$$

其中, acc_j 表示当前组合中,第 j 个特征的识别准确率, acc_{best} 为当前组合中最高准确率,由此得到第 j 个特征的加权特征 W_j 为

$$W_j = F_{ji} \times k_j \quad (12)$$

式中, F_{ji} 为第 j 个特征、第 i 个特征频率下的特征值。

对每一特征按照行方向进行拼接,其中每行代表一类特征,拼接后经可视化得到联合的神经发放率听觉谱特征图。利用 Vgg16 网络进行分类,所得结果如图 8 所示。

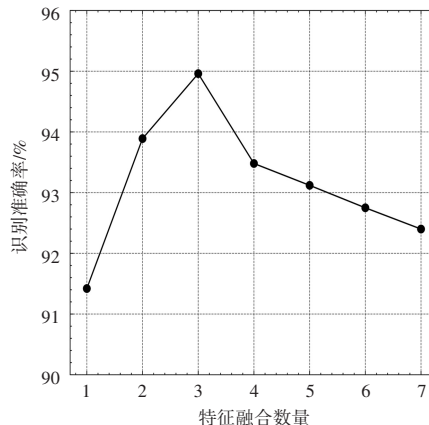


图 8 融合特征规模变化下的 GIS 故障分类准确率演变曲线

Fig. 8 Evolution curve of GIS fault classification accuracy under varying fusion feature scales

由图 8 可以看出,相较于采用单一统计特征进行识别,融合多类特征后的 GIS 故障识别准确率均得到明显提高。随着融合特征数量的增加,模型识别性能在一定范围内呈现提升趋势。当融合听觉谱能量熵、峭度和功率熵三种特征时,识别准确率达到最高值,为 94.96%。值得注意的是,进一步增大融合特征的数目反而会引发诊断精度的负向波动。这主要受制于特征维度拓展带来的副作用:在增加冗余度的同时,不可避免地引入了与故障辨识脱节的边缘信息,致使模型对 GIS 机械异常本质特征的聚合与提炼能力受挫,制约了泛化性能。

4.3 方法对比

为验证所提方法优越性,将神经发放率听觉谱特征图与传统方法进行比较。利用短时傅里叶变换 (short time fourier transform, STFT)^[15] 生成的时频谱图、频谱对比特征谱图 (spectral correlation function, SCF)^[16] 和声音调类分布特征谱图 (harmonic pitch class profile, HPCP)^[17] 以及梅尔频谱特征谱图 (Mel spectrogram)^[18] 进行对比实验,使用卷积神经网络提取特征从而进行故障识别。各种方法所得的识别准确率如图 9 所示。

由图 9 可知,采用 5 种时频域特征谱图进行故障诊断的方法均能够实现有效识别,其识别准确率均高于 50%。其中,基于短时傅里叶变换 STFT 得到的时频谱图以及 SCF 特征谱图的识别准确率分别为 74.19% 和 51.21%,相较于其他 3 类方法表现较弱。这主要是由于上述 2 种特征表示方法主要关注声音信号自身的能量分布特征,未充分考虑听觉感知过程中声音接收端对信号的加工影响。

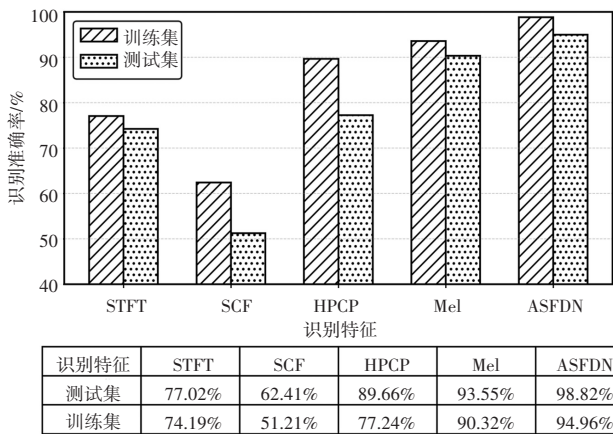


图 9 不同特征图的 GIS 机械故障识别精度对比
Fig. 9 Comparison of accuracy of GIS mechanical fault identification with different feature maps

借助认知学与心理学原理,HPCP 特征谱图展现出独特的时频表征优势,在实验中取得了 77.24% 的诊断精度。该方法的核心机制在于:利用特定的映射法则,将短时傅里叶变换产生的频谱能量精细化投射至半音音级维度,从而完成了对音频局部能量演变特性的高效提取。Mel 谱图在构建过程中初步引入了人耳听觉感知特性,其识别准确率达到 90.32%,进一步验证了基于听觉感知机制的特征表示方法在声音故障识别中的有效性。然而,该方法仍未达到本文方法的识别性能。

相比 Mel 谱图,本文所采用的听觉计算模型进一步模拟了内毛细胞、神经突触以及下丘脑等深层听觉处理过程,使提取的特征能够更加接近人类听觉系统对声音信息的响应机制。最终,基于所提方法获得了 94.96% 的最高识别准确率,表明融合听觉中枢处理机制的特征表示方法能够更有效地提取 GIS 设备声音信号中的故障特征。

如图 10 所示,为了深层次剖析各时频域表征方案在 GIS 异常诊断中的效能差异,本研究引入 t-SNE 非线性降维算法^[19],将卷积神经网络捕获的高维潜在特征投影至二维流形空间。该可视化结果直观地揭示了不同特征谱图的聚类边界与分型机制。

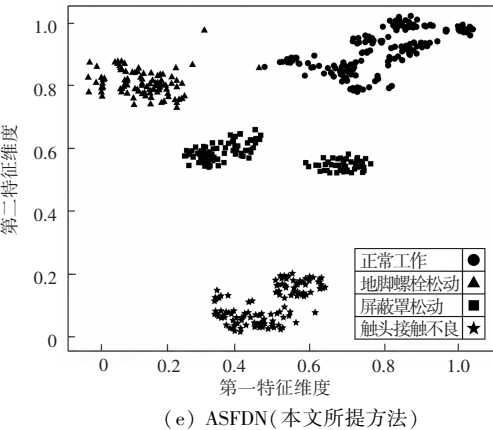
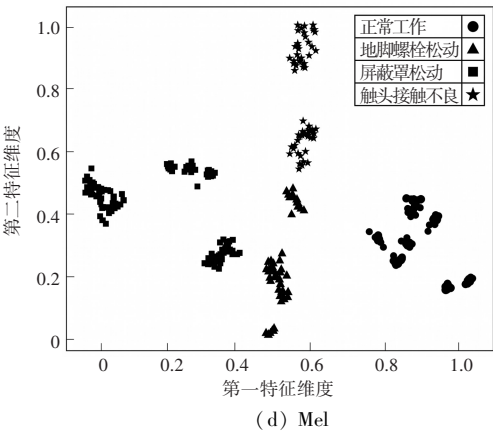
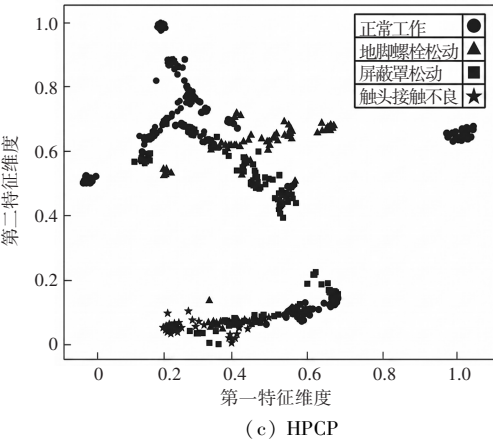
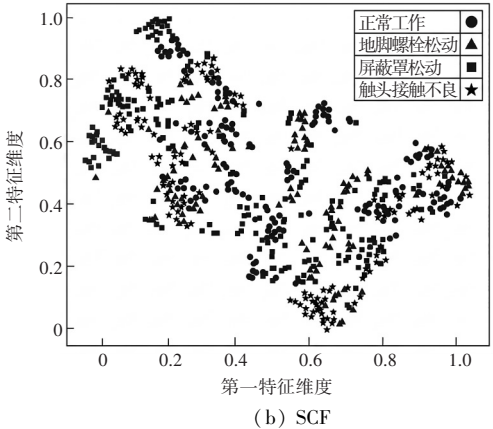
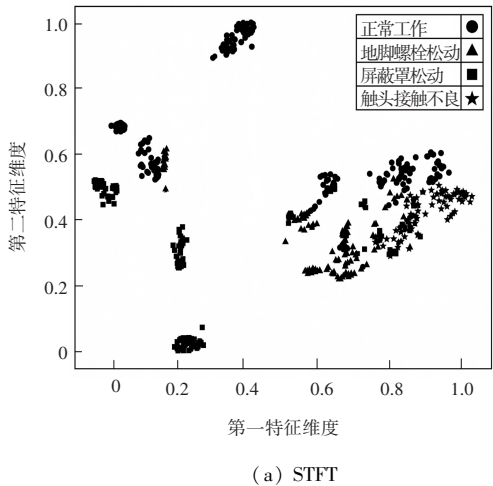


图 10 GIS 机械故障识别特征提取的可视化

Fig. 10 Visualization of feature extraction of mechanical fault identification in GIS

由图10可知,对GIS声音信号分别提取5种时频域特征谱图构成数据集,经Vgg16网络训练后,网络所提取的识别特征有很大的差异。通过STFT、SCF和HPCP处理提取的特征谱图,在经过网络训练后,4种类别在局部可以相对区分,但整体上分离程度并不高,说明用这3种方法训练得到的模型聚类性能较差。而经过梅尔频谱特征和ASFDN获得的特征谱图作为数据集训练的模型在整体上可以较为清晰地区分4种类别,同时ASFDN训练的模型4种类别之间有较大间隔,进一步说明了本文提出的方法能更容易实现4种类别的分离。

5 结论

本文提出了一种基于神经发放率听觉谱特征增强与融合的GIS故障类型识别方法。相比于传统主要基于听觉外周的听觉模型诊断方法,该方法实现了听觉中枢的声音信号特征提取增强。利用实验模拟4种GIS典型工况,同时考虑了听觉外周和听觉神经中枢对于GIS声音信号的处理作用,相比常规方法,提取获得声音信号的听觉增强特征,使用单一听觉谱特征即可实现GIS故障的有效辨识。

参考文献

- [1] 刘东超,熊慕文,高森,等. 基于深度森林模型的GIS局部放电模式识别[J]. 电气传动,2022,52(9):12-18.
- [2] 袁文海,刘彪,徐浩,等. 基于复合神经网络的GIS局放故障类型识别[J]. 电力科学与技术学报,2021,36(4):157-164.
- [3] 韩先才,孙昕,陈海波,等. 中国特高压交流输电工程技术发展综述[J]. 中国电机工程学报,2020,40(14):4371-4386,4719.
- [4] 钟尧,郝建,丁屹林,等. GIS设备典型机械缺陷的非线性振动行为表征参量分析和诊断模型研究[J]. 中国电机工程学报,2022,42(19):7248-7260.
- [5] 吴彤,夏天,李红兵,等. 一起隔离开关机构失效引起的GIS绝缘故障分析[J]. 高压电器,2022,58(3):210-214.
- [6] 李秀广,吴旭涛,师愉航,等. 基于声学成像的GIS机械故障带电检测系统[J]. 高压电器,2019,55(5):42-46.
- [7] 李鹏江. 基于超声波的GIS盆式绝缘子螺栓状态监测方法研究[D]. 太原:太原理工大学,2021.
- [8] Auerbach B D, Gritton H J. Hearing in complex environments: auditory gain control, attention, and hearing loss[J]. Frontiers in Neuroscience, 2022(16):799787.
- [9] 孙汉文,李喆,盛戈峰,等. 基于机器学习与卷积神经网络的放电声音识别研究[J]. 高压电器,2020,56(9):107-113.
- [10] Shuai Y, Li P, Wang G, et al. Mechanical faults diagnosis of HVCB based on auditory features and sparse representation classification[C]//2021 Power System and Green Energy Conference (PSGEC). Piscataway: IEEE, 2021:650-654.
- [11] 江建,陈彦伟,徐峰亮,等. 基于自编码技术的GIS声纹故障诊断方法研究[J]. 自动化与仪器仪表,2026(2):125-130.
- [12] 陈浩昆. 基于三维GIS的智能配网自动巡检技术[J]. 自动化技术与应用,2025,44(8):106-110.
- [13] 何增镇. 基于GIS技术的城市道路交通安全自动预警方法[J]. 自动化技术与应用,2026,45(4):173-176,185.
- [14] Brochier T, Schlittenlacher J, Roberts I, et al. From microphone to phoneme: an end-to-end computational neural model for predicting speech perception with cochlear implants[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2022,69(11):3300-3312.
- [15] Zheng J, Chen Z, Wang Q, et al. GIS partial discharge pattern recognition based on time-frequency features and improved convolutional neural network[J]. Energies, 2022,15(19):7372.
- [16] Li R, Zhang Q. Audio recognition of Chinese traditional instruments based on machine learning[J]. Cognitive Computation and Systems, 2022,4(2):108-115.
- [17] Tan H H. Semi-supervised music emotion recognition using noisy student training and harmonic pitch class profiles[C]//Working Notes Proceedings of the MediaEval 2021 Workshop. Aachen: CEUR-WS, 2021.
- [18] Ustubioglu A, Ustubioglu B, Ulutas G. Mel spectrogram-based audio forgery detection using CNN[J]. Signal, Image and Video Processing, 2023,17(5):2211-2219.
- [19] Silva R, Melo-Pinto P. t-SNE: a study on reducing the dimensionality of hyperspectral data for the regression problem of estimating oenological parameters[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2023,7:58-68.