

基于 MFCC 和随机森林的 GIS 动作声纹特征 辨识和操作机构异常分类

庄小亮¹, 李乾坤¹, 秦秉东¹, 张长虹², 张柳健³, 张禄亮^{3*}

(1. 南方电网超高压输电公司, 广东 广州 510405;

2. 南方电网超高压输电公司 电力科研院, 广东 广州 510405;

3. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510641)

GIS Action Voiceprint Feature Identification and Operation Mechanism Anomaly Classification Based on MFCC and Random Forest

ZHUANG Xiaoliang¹, LI Qiankun¹, QIN Bingdong¹, ZHANG Changhong²,
ZHANG Liujian³, ZHANG Luliang^{3*}

(1. CSG EHV Power Transmission Company, Guangzhou 510405, China;

2. Electric Power Research Institute, CSG EHV Power Transmission Company, Guangzhou 510405, China;

3. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: Aiming at the problem of abnormal or faulty operation mechanism of gas-insulated switchgear (GIS), which leads to faults or inability to trip when operating its switches, an abnormal classification model of the operation mechanism of GIS equipment based on the Mel-frequency cepstrum coefficient (MFCC) and random forest is proposed. Firstly, according to the preprocessing of the collected voiceprint signal, MFCC is used to extract the features of the voiceprint signal. Then, a random forest is constructed to identify the voiceprint feature, and the classification results of GIS action anomalies are obtained. Finally, taking a 110 kV GIS equipment as an example, the voiceprint signals of the energy storage mechanism and transmission mechanism of the circuit breaker and the isolating switch are collected when they are abnormal or faulty, and the audio sample library is constructed. The classification model proposed in this paper is compared with a variety of classical models. The results show that MFCC can effectively extract the features of voiceprint signals under different working conditions of GIS actions, and random forest performs best among many classification and recognition models, which can effectively

improve the accuracy of abnormal working conditions recognition of GIS actions.

Key words: GIS action anomaly; operation mechanism; voiceprint feature identification; Mel-frequency cepstrum coefficient; random forest

摘要: 针对气体绝缘金属封闭开关(GIS)设备的操作机构异常或故障而导致其开关动作时出现分合闸失败或不到位的问题,提出了一种基于梅尔频率倒谱系数(MFCC)和随机森林的GIS设备操作机构异常分类模型。首先,对采集到的声纹信号进行预处理,使用MFCC提取声纹信号的特征;然后,构建随机森林对提取的特征信息进行辨识,得到GIS动作异常的分类结果;最后,以某110 kV的GIS设备为例,采集断路器、隔离开关的储能机构和传动机构异常或故障时的声纹信号,构建了音频样本库,并对所提分类模型与多种经典模型进行了对比测试。结果表明,MFCC能够有效提取出不同工况下GIS动作的声纹信号特征,且随机森林在众多分类识别模型中表现最优,有效提高了GIS动作异常工况识别的准确率。

关键词: GIS动作异常;操作机构;声纹特征辨识;梅尔倒谱系数;随机森林

基金项目: 南方电网科技项目(CGYKJXM20220069);国家自然科学基金(52077081)

Southern Power Grid Science and Technology Program (CGYKJXM20220069); National Natural Science Foundation of China (52077081)

0 引言

气体绝缘金属封闭开关(Gas-Insulated Switchgear, GIS)设备采用SF₆等气体作为设备绝缘

介质^[1],具有体积小、结构紧凑、运行安全可靠、环境适应性好以及检修周期长的优点^[2-3],因此被广泛应用于我国电力系统。GIS 设备的大部分高压带电部件都被封装在接地金属外壳中,封闭的结构使 GIS 设备在异常或故障时不易被检修或修复困难^[4-5]。

针对 GIS 设备的故障问题,目前国内外的研究主要集中在绝缘故障方面。然而,GIS 设备的机械结构异常或故障亦值得重视。根据国际大电网会议统计涉及 GIS 设备的机械结构故障的异常工况占比约 44%^[6]。GIS 设备的各种液压、电动和弹簧机构在运行过程中出现异常,可能导致 GIS 开关动作失败或不到位。通过采集 GIS 的声音、温度、图像、振动和气体成分等信息,利用特性提取和识别算法可以从中分析得到 GIS 异常的原因^[7-10]。文献[11]基于混合域注意力机制的改进 YOLOv4 对 GIS 红外图像进行识别,提取设备热点温度,但获取的 GIS 红外图像存在各部件相互遮挡的问题,并且受到图像采样角度的限制,各部件的识别置信度并不高。文献[12]基于数学几何法对 GIS 设备的 X 射线图像进行分析,识别由振动引起的导电杆倾斜故障,虽然 X 射线能够获取 GIS 内部图像信息,但图像采样设备庞大且采样过程复杂,识别的故障类型单一。文献[13]基于全连接神经网络(Fully Connected Neural Network, FCNN)对 GIS 外壳振动信号进行分析,识别开关状态,但是数据采集过程为接触式,振动采样传感器需要固定在 GIS 外壳上。文献[14]基于傅里叶变换红外光谱实现对 GIS 气体成分的测量,但是 GIS 全封闭的结构增加了获取 GIS 气体样本的难度。与之相对的,GIS 声纹信息易于采集,且为非接触式监测,仅需在 GIS 外部架设采样设备即可进行数据采集,可认为信息采集阶段绝对安全,且成本低于图像和红外方式。通过分析 GIS 声纹信号特征进行 GIS 设备异常工况辨识,可以实现对 GIS 设备大范围 and 长期实时监测,与现有电力设备智能诊断技术形成互补。

声纹信号特征的选取取决于具体的系统,比较有代表性的特征包括幅度、功率、梅尔频率倒谱系数(Mel-Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC)^[15]、线性预测倒谱系数(Linear Prediction Cepstrum Coefficient, LPCC)^[16]和小波包分解(Wavelet Packet Decomposition, WPD)^[17]等。

MFCC 是目前主流的特征提取方法,能提取出表征基频和共振峰特征,具有高区分度。经过 MFCC 处理后的 GIS 声纹数据具有复杂的数据特征,相较于原始声纹数据维度更高,并且数据形态更抽象。通过机器学习方法可以进一步辨识经 MFCC 提取后的声纹特征,许多学者对此展开了研究。文献[18]基于优化后的 MFCC 参数和支持向量机对 GIS 绝缘缺陷声纹进行诊断,但采用的支持向量机仅支持二分类,对于 GIS 复杂的工况需要构造不同的分类器,并且需要先对 MFCC 特征进行选择,增加了模型复杂度。文献[19]使用 MFCC 提取 GIS 绝缘缺陷声纹特征,并采用顺序最小优化算法优化支持向量机的计算效率,但确定优化算法参数时需多次遍历样本,训练时需要大量的计算资源。上述文献中采用到的支持向量机虽然能够将分类问题转化为求解凸二次规划,但核函数的选择往往需要大量的试验,难以应用在大规模训练样本上。

导致 GIS 动作异常的操作机构工况有多种,且现场采集声纹数据时易受到干扰,因此 GIS 动作声纹经 MFCC 特征提取后会产生大量的声纹特征数据,这就要求后续的辨识算法具有良好的泛用能力。随机森林(Random Forest, RF)通过随机选取样本集,并结合多个互相独立决策树的结果进行投票,最终实现分类和回归。由于在 MFCC 特征样本集选取时引入随机性,RF 面对大量特征数据时不易陷入过拟合。面对多维度的 MFCC 特征数据时 RF 不需要作特征选择,通过随机选取特征样本集能避免离群值和异常值对结果产生显著影响,具备良好的抗噪声能力,并且能够并行计算,在大规模数据集上速度较快。

综上所述,声纹特征在 GIS 设备的异常或故障辨识领域具有应用潜力和可行性,但目前的研究主要关注绝缘缺陷和内部机械故障等方面,对 GIS 设备操作机构的异常或故障引起开关分合闸失败或不到位的情况鲜有涉及,现有的声纹识别方法在这一领域的适用性仍有待探究。基于此本文首先采集 GIS 设备操作机构异常或故障的声音信号形成样本库;其次基于 MFCC 提取 GIS 设备机械操作在分合闸成功、失败及不到位的情况下各操作机构声纹的多维度特征;然后构建 RF 模型对声纹特征进行学习,实现 GIS 设备操作机构

异常类型的辨识和分类;最后与其他经典分类模型进行对比。试验结果表明,由于 RF 模型能够处理多维数据,无需作特征选择,因此所提分类模型具有更高的识别准确率和更强的泛化能力。

1 GIS 声纹识别理论基础

1.1 MFCC 信号特征提取

1.1.1 梅尔倒谱系数

在语音识别和人声识别领域,梅尔倒谱系数是最常用的特征提取方法,可以提取语音信号数据特征,并对数据进行降维^[20]。基于人耳对声音的听觉特性,考虑人耳对不同频率声音的响应灵敏度不同,梅尔针对声音信号构建了一个非线性的映射关系,将信号实际频率映射到梅尔频域中,从而模拟人耳听觉这一非线性系统^[21]。原始信号实际频率与梅尔频率的映射关系如下:

$$f_{\text{mel}} = 2595 \times \ln\left(1 + \frac{h}{700}\right) \quad (1)$$

式中: f_{mel} 为梅尔频率; h 为原始信号频率。

1.1.2 MFCC 特征提取过程

由于声纹信号中高频部分的能量比低频小,因此经过一定采样频率得到的声纹信号首先需要预加重处理,提升高频部分的能量,在求频谱的过程中使声音的高频和低频部分具有相同的信噪比,让信号的频谱变平坦。预加重采用一阶高通滤波器 $H(z)$, 其表达式为

$$H_m(k) = \begin{cases} 0, & k \leq f(m-1) \text{ 或 } k \geq f(m+1) \\ \frac{2[k - f(m-1)]}{[f(m+1) - f(m-1)][f(m) - f(m-1)]}, & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{2[f(m+1) - k]}{[f(m+1) - f(m-1)][f(m) - f(m-1)]}, & f(m) \leq k \leq f(m+1) \end{cases} \quad (5)$$

最后进行对数能量处理,经过对数处理后的能量谱 $s(m)$ 的表达式为

$$s(m) = \ln\left[\sum_{k=0}^{N-1} |X(k)|^2 H_m(k)\right], 0 < m < M \quad (6)$$

式中: $X(k)$ 为经 FFT 变换后的分帧信号。

再经过离散余弦变换,得到 P 个 MFCC 特征参数 $c(i)$:

$$c(i) = \sqrt{\frac{2}{N}} \sum_{j=1}^p m_j \cos\left[\left(j - \frac{1}{2}\right) \frac{\pi i}{P}\right], 1 \leq i, j \leq P \quad (7)$$

$$H(z) = 1 - \alpha \cdot z^{-1} \quad (2)$$

式中: z 为原始信号; α 的默认取值为 0.97。

其次是对预加重的数据进行分帧和加窗处理。分帧是将声纹信号分为长度固定的 N 段信号,每段声纹信号都被定义为一帧,时长约为几十毫秒。为避免帧与帧之间缺乏连贯性,相邻帧之间分配 G 个重叠的采样点, G 的取值通常为 N 的一半或三分之一。加窗是将窗函数代入每一帧中,目的是消除信号的不连续性,避免出现谱泄露的现象,常用的窗函数有汉明窗、汉宁窗和方窗。将分帧后的数据 $S(n)$ 乘以窗函数后的结果为

$$S'(n) = S(n) \times W(n, a) \quad (3)$$

汉明窗 $W(n, a)$ 的表达式为

$$W(n, a) = (1 - a) - a \cdot \cos \frac{2\pi n}{N} \quad (4)$$

通常情况下 a 取值为 0.46,不同的取值会产生不同的汉明窗。对于加窗后的每一帧进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT),以观察每一帧在频域上的能量分布,对信号的频谱取模再取平方得到声纹信号的能量谱 k ,以便后续进行频谱分析。

然后将 k 通过 M 个梅尔尺度的滤波器,采用三角滤波器, M 的个数通常为 22~26,中心频率为 $f(m)$, $m=1, 2, \dots, M$,不同 $f(m)$ 间的间隔随 m 增大而增大。第 m 个三角滤波器 $H_m(k)$ 的频率响应表达式为^[22]

式中: m_j 为第 j 个梅尔滤波器输出的能量谱。

由于大部分的声纹数据集中在变换后的低频区,因此针对每一帧选取前 Q 个数据就能够体现原始数据的特征,选取出的数据 $K(i)$ 的表达式为

$$K(i) = 1 + \frac{L}{2} \sin \frac{\pi i}{L}, i = 1, 2, \dots, Q \quad (8)$$

式中: Q 默认取值为 13; L 为升倒谱系数,通常取值为 22。

1.2 随机森林模型

随机森林(RF)是一种集成算法(Ensemble Learning, EL),其属于 Bagging 算法类型,通过采

用多个决策树作为估计器来进行监督分类或回归任务^[23]。RF 在训练过程中引入随机选择的过程,具有算法简单易实现、对计算硬件需求量小和性能强的优点。本文采用的随机森林分类模型如图 1 所示。

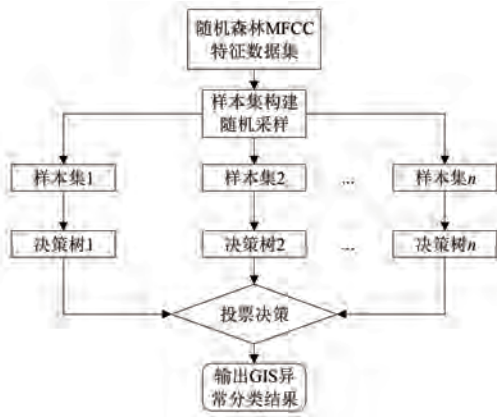


图 1 随机森林分类模型

Fig. 1 Random forest classification model

从图 1 可见, RF 模型由多个决策树组成, 在构建 GIS 声纹的 MFCC 特征样本集时采用随机选择策略进行随机特征选择, 每采样一个 MFCC 特征样本后都将其放回, 因此样本允许重复, 在不同的样本集构建时可能会抽到同一个 MFCC 特征样本。在输出端通过投票决策选择部分特征作为模型输出^[24], 每个决策树在对输入数据进行处理后都会产生各自的结果, RF 通过统计每个决策树的结果, 选取投票数最多的结果作为 RF 的最终结果, 从而得到 GIS 异常分类结果。本文随机森林 MFCC 特征数据集 (\mathbf{X}, Y) 可表示为

$$(\mathbf{X}, Y) = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\} \quad (9)$$

式中: m 为 (\mathbf{X}, Y) 中包含的样本数量; \mathbf{x} 为 MFCC 提取的 19 帧、26 维特征向量; y 为样本的类别标签。

随机森林针对 GIS 某类工况的投票决策结果 $f_k(a_k)$ 可表示为

$$f_k(a_k) = \begin{cases} 0, & \text{识别为非此类工况} \\ 1, & \text{识别为此类工况} \end{cases} \quad (10)$$

根据式 (10) 中的投票结果, RF 分类模型的输出可表示为

$$f_{\text{RF}}(X) = \underset{k=1}{\text{argmax}} \left\{ \sum_{k=1}^n [f_k(a_k) = i] \right\}, i = 0, 1 \quad (11)$$

式中: f_k 为某棵决策树的分类模型; a_k 为某棵决策树的样本集; f_{RF} 是由 n 棵决策树组成的 GIS 异常分类结果。

在分类问题中选择大多数决策树的分类建议作为模型的输出, 回归问题中求取回归结果的平均值作为模型的输出。由于单个决策树对训练数据的噪声非常敏感, 通过 Bagging 算法能够降低对缺失特征的敏感性, 从而提高模型的泛化能力。

2 GIS 声纹识别模型构建

2.1 GIS 异常工况声纹数据集构建

以某 GIS 设备制造厂生产的型号为 ZF23-126 型 GIS 设备为本文研究对象。收集多种工况下 GIS 机械结构部件的声纹信息, 针对 GIS 机械结构部件中常见的故障, 分别模拟其断路器和隔离开关的故障工况。通过试验室环境中对 GIS 设备的实际测量来获取不同工况下的声纹信息, 建立不同运行工况下的声纹样本数据集。

针对断路器和隔离开关的储能机构, 将三个麦克风均匀地放置于高于地面 1.5 m 且距离 GIS 设备外壳 0.9 m 的地方。试验过程中, 分别调节储能电机电压为 $65\% U_n$ 、 U_n 、 $120\% U_n$, 以此模拟储能电机电压过低以及过高的故障。通过拧松接线端固定螺栓来模拟储能电机空转的故障。针对断路器和隔离开关的传动机构, 通过调整节流阀, 控制液压油的流速使断路器速度低于正常值。再通过弹簧的阻力来模拟传动机构的卡涩, 将弹簧一端与拐臂相连, 另一端与底座相连, 在合闸过程中, 由于弹簧的阻力作用, 传动机构动作时会出现卡涩, 从而导致开关分合闸不到位。对上述故障状态每类重复操作三次, 同时采集声音信号。

由于本文 GIS 声纹数据是在试验室中模拟各异常工况实测而获得的, 声纹信号比较纯净, 与 GIS 实际运行时的声纹信号有区别。为准确提取 GIS 异常工况下的声纹信号特征, 提高 GIS 异常工况识别的准确率, 需要混合变电站实测背景噪声, 以模拟 GIS 在变电站中实际运行时的声纹信号。

混合背景噪声后的 GIS 声纹数据根据不同工况进行划分, 各工况样本被划分成长度为 400 ms 的声纹片段, 并对原始声纹进行数据预处理操作, 以便后续特征提取和分类操作。各工况相应的样本数量及编号如表 1 所示。图 2 为划分后四种工

表 1 GIS 异常工况声纹数据集划分

Tab. 1 GIS abnormal working condition voiceprint data set division

GIS 设备	样本数量/个	工况编号
断路器	液压机构	5 538
	弹簧机构	4 943
隔离开关	弹簧机构	2 173
	电动机机构	1 745

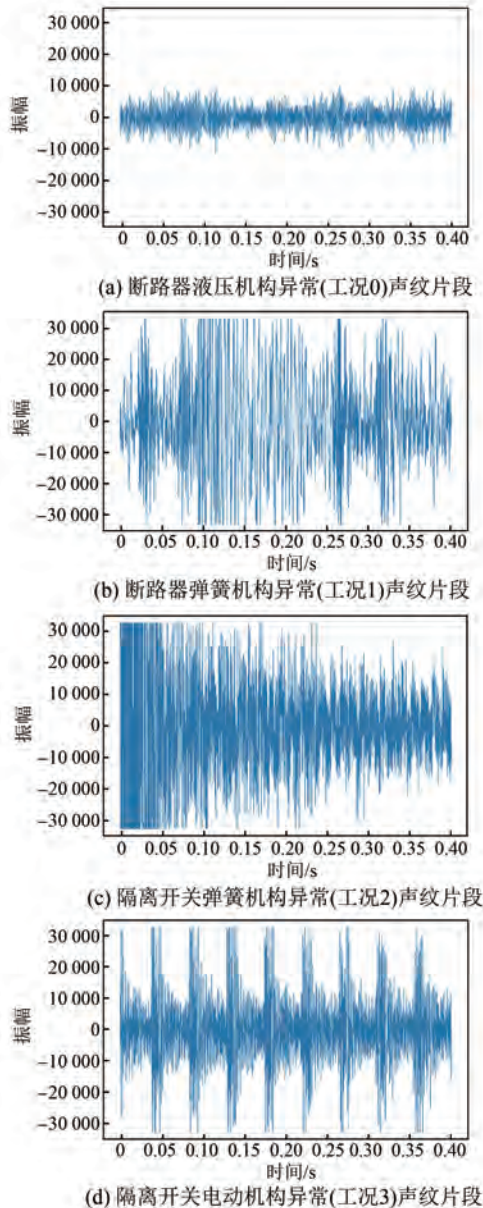


图 2 不同操作机构异常下 GIS 动作声纹片段
Fig. 2 GIS action voiceprint fragments under various operating mechanism anomalies

况下的声纹片段,可以看出 GIS 动作声纹数据在不同机构异常工况下具有不同的特征。图 2(a)

为断路器液压机构异常(工况 0)的声纹,其振幅是最小的,并且具有不规则的波动;图 2(b)为断路器弹簧机构异常(工况 1)的声纹数据,其疏密程度(波动频率)随时间具有明显变化;图 2(c)为隔离开关弹簧机构异常(工况 2)的声纹数据,其振幅随时间递减,并且具有一个相对明显的包络线;图 2(d)为隔离开关电动机机构异常(工况 3)的声纹数据,在短时间内呈现出了明显的周期性。

2.2 模型结构设计

本文基于 MFCC 特征提取方法和 RF 分类模型的混合模型,结合数据预处理过程,通过对实测 GIS 声纹数据进行分析,实现对 GIS 异常工况的识别,整个流程如图 3 所示。

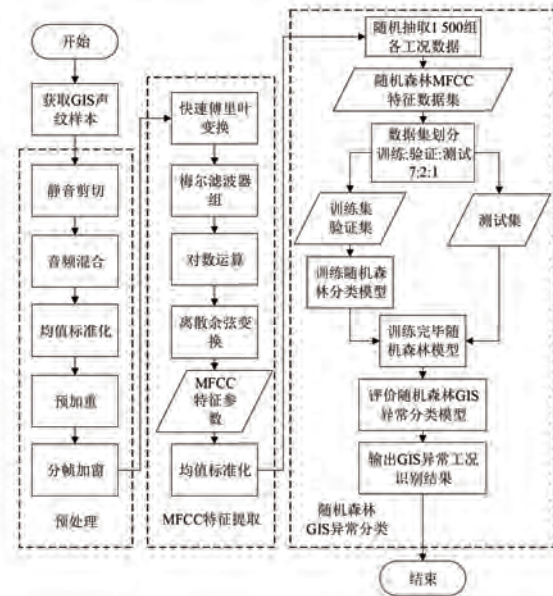


图 3 GIS 异常工况声纹识别流程图

Fig. 3 GIS abnormal working condition voiceprint recognition flow chart

2.2.1 声纹信号预处理

在 GIS 异常工况声纹数据中除了机械结构部件动作时的声纹信号,还存在未动作时的声纹信号,这些声纹信号强度要明显小于动作时的信号强度,需要对 GIS 声纹信号进行静音剪切操作。静音剪切是一种在音频处理中删除静音部分的技术,首先对原始声纹信号进行分帧,通过帧与帧之间的对比(若某一帧的信号强度明显小于其余帧,则将该帧舍去),将保留的帧叠加起来,最终得到剪切静音部分后的 GIS 声纹信号。然后再使用随机直接加和的方法引入变电站实际运行背景

噪声。

引入噪声后再对数据进行预加重处理, 首先对声纹数据进行归一化处理。本文选择的数据归一化方法为均值方差标准化, 将数据映射到均值为 0、标准差为 1 的正态分布上, 将有量纲的数据变为无量纲的表达, 相应表达式为

$$x_{\text{standard}} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (12)$$

式中: x_{standard} 为均值方差标准化后的数据; x 为归一化处理前的原始数据; μ 为原始数据的均值; σ 为标准差。

文中选取的帧长为 40 ms, 帧移设置为 20 ms, 相邻帧重叠率为 50% 以保证信号的连续性, 最后使用汉明窗进行加窗操作, 获得两端具有连续性的新帧。

2.2.2 MFCC 特征提取

对预处理并加窗后的数据, 首先进行大小为 2 048 的 FFT, 将声纹信号从时域转换到频域。再采用含 52 个滤波器的梅尔滤波器组对频域信号进行过滤, 最低频带边缘为 50 Hz, 最高频带边缘为 20 000 Hz。对过滤后的信号进行对数运算, 随后进行离散余弦变换, 选取前 26 个特征参数进行倒谱运算, 升倒谱系数为 22。最后得到帧数为 19、维度为 26 的 MFCC 特征参数。

2.2.3 随机森林分类识别

完成 MFCC 特征参数提取后, 为使随机森林模型能够更好地学习数据中的特征, 首先对特征参数进行均值标准化操作。训练前对每种异常工况数据随机抽取 1 500 个样本, 并按照 7:2:1 的比例划分训练集、验证集和测试集, 得到每组工况 150 个测试数据。其次训练完成后在测试集上对随机森林的分类识别能力进行测试。最后调用训练后的模型得到 GIS 工况声纹识别结果。

3 试验结果分析

试验涉及四种 GIS 异常工况声纹数据, 使用 MFCC 特征提取算法和 RF 模型对声纹数据进行 GIS 异常工况识别。图 4 为 MFCC 提取后的声纹特征向量可视化结果。以隔离开关弹簧机构为例, 从图 4(a) 中可以看出在隔离开关的弹簧机构中, 正常工况的特征向量会有更密集数值波动, 并具有更小的幅值; 而图 4(b) 所示的隔离开关弹

簧机构异常工况对应的声纹特征的幅值更大, 但是特征向量数值波动的尖峰更稀疏。这些明显的特征将有助于 RF 的训练和学习, 从试验结果可知, RF 对于隔离开关弹簧机构异常工况的识别准确率高达 95.3%。

图 5 为 LPCC 提取的声纹特征, 图 6 为小波变换 (Wavelet Transform, WT) 提取的声纹特征。进一步对 MFCC、LPCC 和 WT 的特征提取效果进行横向对比。

从图 5 中可以看出, 经过 LPCC 特征提取后, 原始声纹数据信息被压缩在 48 个 LPCC 参数中, 极大降低了数据量, 并且各工况间的 LPCC 特征参数值具有不一样的分布特征, 有助于后续进行识别。但 LPCC 提取的声纹特征只有一维, 降低数据量的同时也带来了信息丢失严重的问题, 数据特征并没有 MFCC 丰富。从图 6 中可以看出, WT 提取的特征数据具有 4 层结构, 但每层特征仍具有庞大的数据量, 远大于具有 19 帧 26 维结构的 MFCC 特征, 导致后续的分类模型收敛困难, 影响识别能力。

将上述三种方法提取的特征向量采用 RF 进行分类, 在训练集上训练并在验证集上调整超参数, 然后采用测试集对 RF 模型进行测试, 并采用准确率 (Accuracy, ACC) 指标对模型的性能进行分类评价, 最终得到的分类识别结果如表 2 所示。

表 2 GIS 声纹识别结果
Tab. 2 GIS voiceprint recognition results %

GIS 设备		识别准确率		
		MFCC-RF	LPCC-RF	WT-RF
断路器	液压机构	84.7	80.7	82.7
	弹簧机构	92.0	78.7	76.0
隔离开关	弹簧机构	95.3	93.3	86.7
	电动机构	84.7	82.7	82.7

从表 2 中可以看出, 相较于 LPCC-RF 和 WT-RF 两种模型, 本文所提的 MFCC-RF 模型, 故障识别的准确率最高。特别是对于断路器弹簧机构异常的工况, MFCC-RF 模型明显优于另外两种。针对隔离开关弹簧机构的异常工况, MFCC-RF 模型能够达到 95.3% 的识别准确率; 面对断路器液压机构和隔离开关电动机构异常时仍具有 84.7% 的识别准确率。

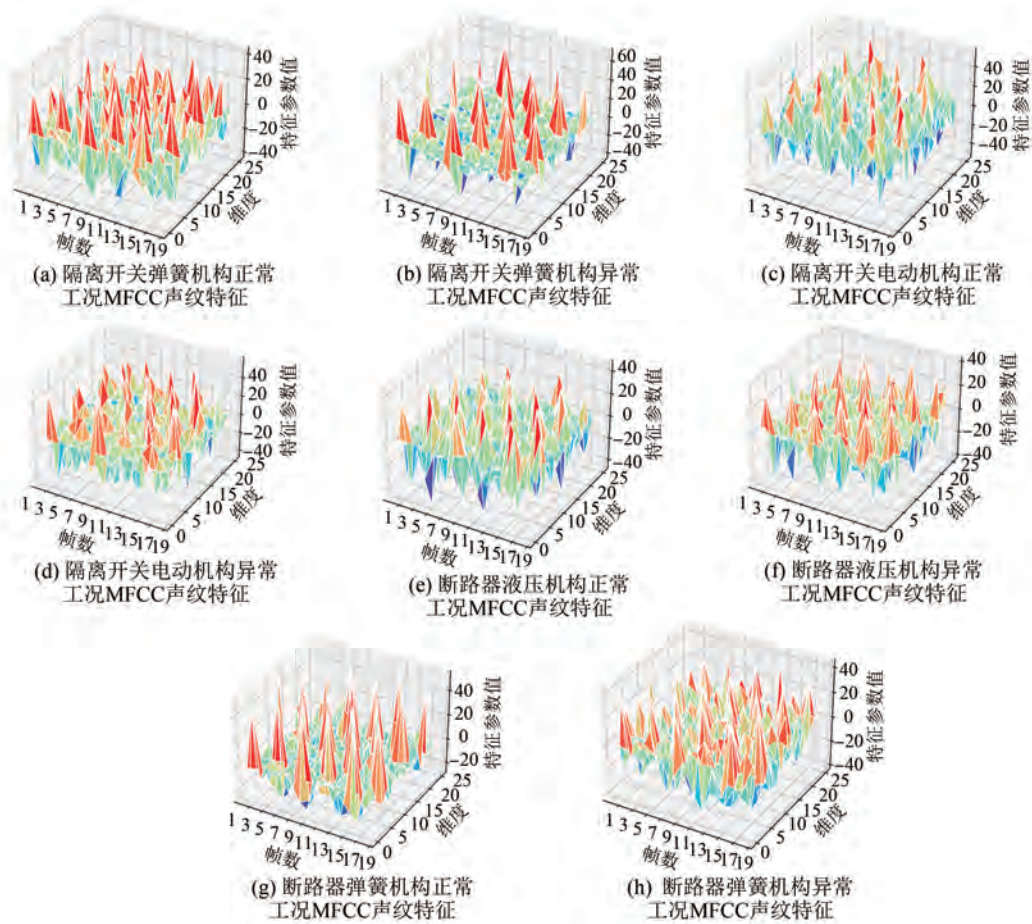


图 4 GIS 声纹信号 MFCC 特征提取

Fig. 4 MFCC feature extraction of GIS voiceprint signal

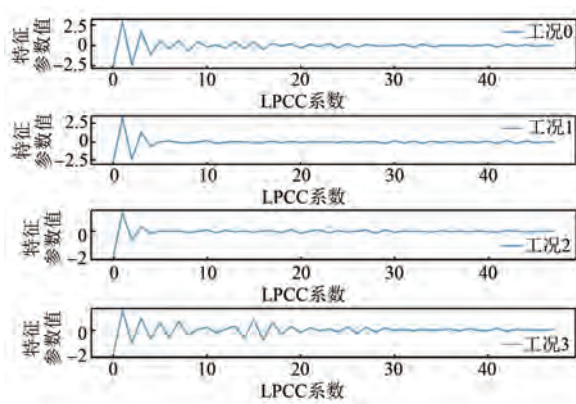


图 5 GIS 声纹信号 LPCC 特征提取

Fig. 5 LPCC feature extraction of GIS voiceprint signal

造成 MFCC-RF 模型中断路器液压机构和隔离开关电动机机构识别准确率低于弹簧机构的原因可以从图 7 所示的混淆矩阵中得知。断路器液压机构有 22 个样本被识别为隔离开关电动机,而隔离开关电动机有 14 个样本被识别为隔离开

关的弹簧机构,也有部分样本被识别为液压机构。这可以解释为 MFCC-RF 分类模型认为断路器液压机构和隔离开关电动机异常工况下的声纹特征具有一定的相似性,导致模型会混淆两者。

为对比不同分类识别模型在 GIS 声纹识别中的识别能力,针对三种声纹特征提取方法提取的 GIS 声纹特征数据进行不同分类识别模型间的比较,包括:K 近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)、逻辑回归(Logistic Regression, LR)、采用径向基函数的支持向量机(Radial Basis Function-Support Vector Machine, RBF-SVM)、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)、决策树(Decision Tree)、自适应增强(Adaptive Boost, Ada-Boost)以及 RF 模型,并采用四种工况下的 ACC 均值来量化模型的综合分类识别能力。识别结果如表 3 所示。

从表 3 中数据可以看出,面对复杂的 GIS 声

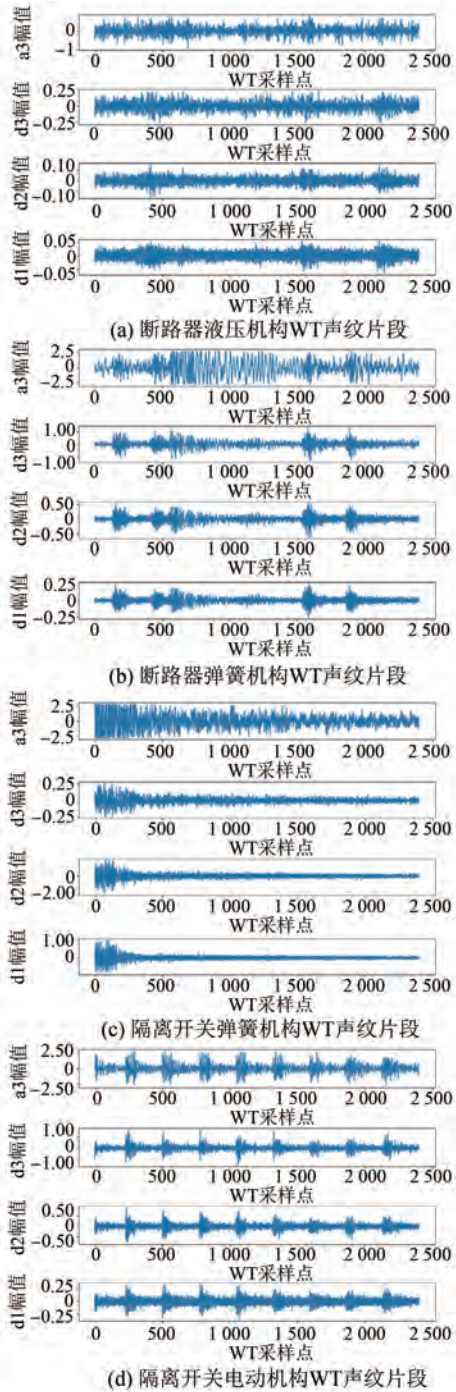


图 6 GIS 声纹信号 WT 特征提取

Fig. 6 WT feature extraction of GIS voiceprint signal

纹特征数据时,传统的分类机器学习模型难以学习到多维度的声纹特征,导致最终分类识别准确率不高,其中 KNN、LR 以及 RBF-SVM 模型的表现相对较好。ACC 均值最高的是本文采用的 MFCC-RF 模型,对于 GIS 各种异常工况识别率达到 89.2%。这不仅要归功于在 GIS 声纹数据特征

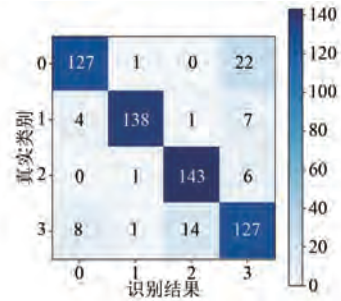


图 7 随机森林识别结果混淆矩阵

Fig. 7 Random forest recognition result confusion matrix

提取方面, MFCC 要比另外两种方法更有效;还要归功于 RF 面对高维度的 MFCC 声纹数据比传统的分类识别模型更有优势,通过 Bagging 算法提高其准确率和鲁棒性,并降低结果的方差,避免了过拟合的现象。

表 3 不同模型的分类识别准确率对比

Tab. 3 The accuracy of classification and recognition by different models

模型名称	MFCC	LPCC	WT
KNN ^[25]	0.878	0.770	0.792
LR ^[26]	0.818	0.782	0.712
RBF-SVM ^[27]	0.883	0.723	0.788
LDA ^[28]	0.786	0.692	0.713
Decision Tree ^[29]	0.807	0.788	0.807
Ada-Boost ^[30]	0.612	0.578	0.478
RF ^[31]	0.892	0.838	0.820

4 结语

本文将声纹识别领域算法引入到电力系统 GIS 设备异常识别中。通过 MFCC 对 GIS 设备声纹信息进行特征提取,使得不同工况的特征区分度更明显,同时极大减少了后续分类识别模型所需的特征参数量。通过不同分类模型间的相互比较,验证了所提 RF 模型的有效性,RF 模型对 GIS 操作机构异常工况的辨识和分类的准确率可达 89.2%,可以更有效地监测 GIS 的运行过程。

参考文献

[1] 靳梦磊,夏亚龙,肖淞,等. 环保绝缘气体设备研发与应用进展[J]. 四川电力技术, 2023, 46(4): 12-16+90.
 JIN M L, XIA Y L, XIAO S, et al. Research and application progress of environmentally friendly insulating gases [J]. Sichuan Electric Power

- Technology, 2023, 46(4): 12-16+90.
- [2] 张月,王庆洪,关泽磊,等. GIS 设备超声波局部放电检测技术的应用[J]. 冶金动力, 2023, 5: 8-10.
ZHANG Y, WANG Q H, GUAN Z L, et al. Application of ultrasonic partial discharge detection technology for GIS equipment [J]. Metallurgical Power, 2023, 5: 8-10.
- [3] 蒋西平,李永福,王谦,等. 基于声学成像的 GIS 设备异响振动缺陷检测技术研究[J]. 高压电器, 2023, 59(10): 215-222+231.
JIANG X P, LI Y F, WANG Q, et al. Research on defect detection technology of abnormal vibration of GIS based on acoustic imaging [J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(10): 215-222+231.
- [4] MEI J, ZHU M, QI Y K, et al. Anomaly detection of gas-insulated switchgear (GIS) equipment based on embedding position variational auto-encoder [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2289(1): 012002.
- [5] 黄芷寓,魏嘉隆. 一起 220 kV GIS 设备故障分析与运维策略研究[J]. 机电信息, 2022, 20: 65-69+74.
HUANG Z Y, WEI J L. A fault analysis of 220 kV GIS and its operation and maintenance strategy research [J]. Mechanical and Electrical Information, 2022, 20: 65-69+74.
- [6] 臧旭,孙诚斌,张甜谨,等. GIS 正常运行与松动故障下的振动机理[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(6): 76-82.
ZANG X, SUN C B, ZHANG T J, et al. Vibration mechanism of GIS under normal operation and looseness fault [J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(6): 76-82.
- [7] QU B, WANG Y N, ZHOU L S, et al. GIS vibration test method and characteristic signal recognition [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1865(3): 032021.
- [8] WEN F, HAN C, ZHAO W H, et al. Design of GIS switch state detection system based on wireless power transfer [J]. Energy Reports, 2021, 7(S6): 561-566.
- [9] 王林,扈海泽,方梦鸽. MFCC-小波神经网络电气主设备音频监控研究[J]. 电力与能源, 2019, 40(6): 660-663+673.
WANG L, HU H Z, FANG M G. Audio monitoring system of main electrical equipment base on MFCC-wavelet neural network [J]. Power & Energy, 2019, 40(6): 660-663+673.
- [10] 尹泰,刘航,魏钢,等. 基于多种局部放电带电检测技术对 GIS 设备内部放电缺陷的综合诊断与分析[J]. 电工技术, 2021, 3: 106-108+111.
YIN T, LIU H, WEI G, et al. Comprehensive diagnosis and analysis of internal discharge defects in GIS equipment based on multiple partial discharge detection technologies [J]. Electric Engineering, 2021, 3: 106-108+111.
- [11] 刘江,关向雨,温跃泉,等. 基于改进 YOLOv4 的 GIS 红外特征识别与温度提取方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(1): 162-168.
LIU J, GUAN X Y, WEN Y Q, et al. Infrared feature recognition and temperature extraction method of GIS components based on improved YOLOv4 [J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(1): 162-168.
- [12] 王昊,邓福亮,董晓崇,等. 基于数学几何法的 GIS 设备故障图像检测的研究[J]. 电工技术, 2022, 23: 72-75.
WANG H, DENG F L, DONG X D, et al. Research on GIS equipment fault image detection based on mathematical geometry method [J]. Electric Engineering, 2022, 23: 72-75.
- [13] ZHANG K, ZHANG Y, WU J J, et al. Quick identification of open/closed state of GIS switch based on vibration detection and deep learning [J]. Electronics, 2023, 12(14): 3204-3217.
- [14] ZHENG W J, LI C Q, QIN J F, et al. On-line monitoring of GIS using Fourier transform infrared spectroscopy [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1576(1): 012051.
- [15] 余斌,宋兴荣,周挺,等. 基于梅尔倒谱系数特征集的储能变流器开路故障诊断方法[J]. 中国电力, 2022, 55(12): 34-42.
YU B, SONG X R, ZHOU T, et al. Open-circuit fault diagnosis method of energy storage converter based on MFCC feature set [J]. Electric Power, 2022, 55(12): 34-42.
- [16] 姚真真,胡金瑶,艾斯卡尔·艾木都拉. 基于线性预测能量谱系数的自然语音和耳语音的分类研究[J]. 现代电子技术, 2023, 46(2): 85-90.
YAO Z Z, HU J Y, ESKAL E. Research on LPESC-based classification of natural speech and whispered

- speech [J]. *Modern Electronics Technique*, 2023, 46(2): 85-90.
- [17] 朱柯佳. 高噪声环境下变压器声纹特征提取方法研究[D]. 北京:华北电力大学, 2022.
ZHU K J. Research on the extraction method of transformer voiceprint features under high noise environment [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2022.
- [18] 路智欣, 邹璟, 方勇, 等. 基于优化 MFCC 参数的 GIS 绝缘缺陷声纹诊断模型[J]. *电子技术与软件工程*, 2020, 18: 223-226.
LU Z X, ZOU J, FANG Y, et al. Voiceprint diagnosis model of GIS insulation defects based on optimized MFCC parameters [J]. *Electronic Technology & Software Engineering*, 2020, 18: 223-226.
- [19] YAO W J, XU Y P, QIAN Y, et al. A classification system for insulation defect identification of gas-insulated switchgear (GIS), based on voiceprint recognition technology [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(11): 3995.
- [20] 崔佳嘉, 马宏忠. 基于 CEEMDAN-小波阈值和 3D-CNN 的变压器铁心松动故障诊断模型[J]. *电机与控制应用*, 2022, 49(10): 46-52.
CUI J J, MA H Z. Transformer iron core looseness fault diagnosis model based on CEEMDAN-wavelet-threshold and 3D-CNN [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2022, 49(10): 46-52.
- [21] 李雪伟. 基于 MFCC 和 BP 神经网络的水轮发电机定子槽楔松动检测研究[D]. 长沙:湖南大学, 2022.
LI X W. Research on stator slot wedge loosening detection of hydro-generator based on MFCC and BP neural network [D]. Changsha: Hu'nan University, 2022.
- [22] 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.
HE P, LI Y, CHEN S L, 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.
- [23] 刘成龙, 高旭, 曹明. 基于 VMD 和 BA 优化随机森林的短期负荷预测[J]. *中国测试*, 2022, 48(4): 159-165.
LIU C L, GAO X, CAO M. Short term load forecasting based on VMD and BA optimized random forest [J]. *China Measurement & Testing Technology*, 2022, 48(4): 159-165.
- [24] 王卓, 郑祥, 王仁峰, 等. 基于 KPCA 与随机森林的牵引电机局部放电模式识别研究[J]. *电力科学与工程*, 2022, 38(9): 24-30.
WANG Z, ZHENG X, WANG R F, et al. Research on partial discharge pattern recognition of traction motor based on KPCA and random forest [J]. *Electric Power Science and Engineering*, 2022, 38(9): 24-30.
- [25] THOMAS M C, PETER E H. Nearest neighbor pattern classification [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1967, 13(1): 21-27.
- [26] COX D R. The Regression analysis of binary sequences [J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1958, 20(2): 215-232.
- [27] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [28] FISHER R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems [J]. *Annals of Eugenics*, 1936, 7(2): 179-188.
- [29] HUNT E. Utilization of memory in concept learning systems [J]. *Utilization of Memory in Concept Learning Systems*, 1966, 4: 42-48.
- [30] SCHAPIRE R E, FREUND Y. *Boosting: Foundations and Algorithms* [M]. Cambridge: MIT Press, 2012.
- [31] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.

收稿日期:2023-10-30

收到修改稿日期:2023-12-29

作者简介:

庄小亮(1988-),男,硕士,高级工程师,研究方向为高压直流输变电设备故障诊断及状态检修,xl.zhuang@163.com;

*通信作者:张禄亮(1988-),男,博士,副教授,研究方向为电力系统继电保护与故障诊断,epzhangll@scut.edu.cn.

GIS Action Voiceprint Feature Identification and Operation Mechanism Anomaly Classification Based on MFCC and Random Forest

ZHUANG Xiaoliang¹, LI Qiankun¹, QIN Bingdong¹, ZHANG Changhong²,
ZHANG Liujian³, ZHANG Luliang^{3*}

(1. CSG EHV Power Transmission Company, Guangzhou 510405, China;

2. Electric Power Research Institute, CSG EHV Power Transmission Company, Guangzhou 510405, China;

3. School of Electric Power Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Key words: GIS action anomaly; operation mechanism; voiceprint feature identification; Mel-frequency cepstrum coefficient; random forest

Gas-insulated switchgear (GIS) is widely used in power systems because of its many advantages, but the structure of GIS makes it difficult to detect faults. Currently, the research on GIS faults mainly focuses on insulation faults, and there are few studies on mechanical faults. GIS faults can be exposed by information such as voiceprint, vibration, temperature and image. Because the voiceprint information is easy to collect and the collection process is safe, it is necessary to study the analysis of GIS mechanical faults from the voiceprint information.

In this paper, a GIS voiceprint feature identification model based on Mel-frequency cepstrum coefficient (MFCC) and random forest is constructed, and the mechanical faults in GIS are studied.

Firstly, GIS mechanical faults are simulated in the laboratory environment, and voiceprint signals are collected on site. Secondly, the collected original voiceprint data is preprocessed, and the background noise of substation operation is added to simulate the actual operation environment of GIS. MFCC is used to extract features from GIS voiceprint data, and a feature vector with a frame number of 19 and a dimension of 26 is obtained. The extracted GIS voiceprint features are shown in Fig.1.

Then, the random forest model is trained using

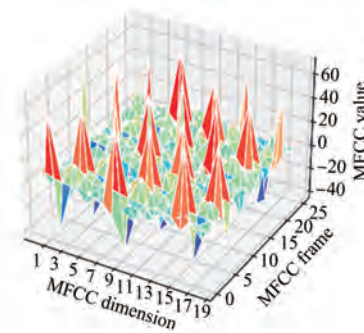


Fig. 1 MFCC feature extraction of GIS voiceprint signal

the extracted MFCC voiceprint features, and the classification and recognition ability of the random forest model is tested on the test set. The average accuracy index is used to quantify the classification and recognition ability of the model. Finally, the proposed model is compared with a variety of classical classification algorithm models, and the results are shown in Tab.1.

The experimental results show that the average accuracy of the model constructed in this paper can reach 89.2%. MFCC can effectively extract the characteristics of voiceprint signals under different working conditions of GIS actions, and random forest performs best among many classification and recognition models. the proposed model can effectively improve the accuracy of GIS action abnormal condition recognition.

Tab. 1 The accuracy of classification and recognition by different models

Models	KNN	Naive Bayes	Logistic Regression	RBF-SVM	LDA	Decision Tree	Ada-Boost	Random Forest
Average ACC	0. 878	0. 704	0. 818	0. 883	0. 786	0. 807	0. 612	0. 892