DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.11.002

基于声纹MFCC特征的高压断路器机械状态辨识方法

杨秋玉[1,2]， 翟振林[1]， 韩 云[3]

（1. 福建理工大学电子电气与物理学院，福州 350118；2. 武汉大学动力与机械学院，武汉 430072；3. 福建华青电气有限公司，福州 350109）

摘要： 针对基于行程信号、振动信号的高压断路器状态诊断面临的接触式安装存在的局限性问题，并提高断路器故障诊断的可靠性，提出了一种基于声纹梅尔频率倒谱系数（Mel frequency cepstral coefficients，MFCC）特征识别的诊断方法。首先采用最小二乘法消除断路器声纹信号趋势项，使用小波分析对声纹信号进行降噪处理，并通过残差分析验证降噪的有效性。其次通过Mel滤波器提取断路器声纹信号MFCC特征，将MFCC参数、一阶差分、二阶差分融合降维，以此作为断路器的状态特征参量。最后，将融合的特征参量输入基于贝叶斯优化的KNN模型、DT模型和SVM模型，并以理论分析和实测验证了更有效、可行的基于贝叶斯优化的SVM诊断模型。试验结果表明，所提方法可有效地提取声纹信号中蕴含的特征信息，针对实验室数据，基于贝叶斯优化的SVM模型的识别准确率高达100%，为工程实际开展“听声判故障”工作提供一定参考。

关键词： 高压断路器；声纹信号；小波分析；MFCC；支持向量机；贝叶斯优化

Mechanical State Identification Method for High Voltage Circuit Breaker Based on Voiceprint MFCC Feature

YANG Qiuyu[1,2], ZHAI Zhenlin[1], HAN Yun[3]

（1. School of Electronic, Electrical Engineering and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China; 2. School of Power and Machinery, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 3. Fujian CQEPOWER Electric Co., Ltd., Fuzhou 350109, China）

Abstract: Aiming at the limitations of contact-based installation in high voltage circuit breaker condition dignosis using travel signals and vibration signals, and seeking to enhance the reliability of fault diagnosis of circuti breaker, a diagnostic method based on voiceprint MFCC feature recognition is proposed. First, the least square method is used to eliminate the trend item of circuit breaker voiceprint signal, the wavelet analysis is used to denoise the voiceprint signal and the effectiveness of the denoising is verified through residual analysis. Then, the MFCC feature of circuit breaker voiceprint signal is extracted using Mel filter, and the MFCC parameters along with their first-order difference and second-order difference are fused and dimensionally reduced to serve as the state charcateristic parameters of the circuit breaker. Finally, the fused features are input into KNN model, DT model and SVM model based on Bayesian optimization, and the more effective and feasible SVM diagnosis model based on Bayesian optimization is verified by theoretical analysis and actual measurement. The test results show that the proposed method can effectively extract the feature information contained in the voiceprint signal, and the recognition accuracy of the SVM model based on Bayesian optimization is as high as 100% for the laboratory data, which can provide a certain reference for the practical work of “identifying fault by listening to the voice”.

Key words: high voltage circuit breaker; voiceprint signal; wavelet analysis; Mel frequency cepstral coefficients; support vector machine; Bayesian optimization

收稿日期：2025-12-04； **修回日期：**2026-02-26

基金项目：福建省自然科学基金(2021J05225)；福州市科技计划项目(2021-P-050)。

Project Supported by Natural Science Foundation of Fujian Province(2021J05225), Science and Technology Planning Project of Fuzhou(2021-P-050).

0 引言

高压断路器作为电力系统中起到重要作用的具有控制和保护功能的关键开关设备，在维持电力系统稳定、安全、高效运行过程中起着至关重要的作用。

但在断路器运行过程中，由于零部件的不断老化及潜伏性缺陷的不断发展，导致其可靠性逐渐下降。断路器故障将影响电力系统稳定运行与电力设备稳定工作，严重时导致故障范围扩大，影响社会各项生产活动的进行和人民的生活。

高压断路器机构内部存在着大量联系密切的机械零部件，复杂的结构使得机械故障成为高压断路器故障的主要来源。据国际大电网委员会组织统计，在导致高压断路器无法正常运行的故障中，机械原因约占40%[1]。由此可知，高压断路器的故障问题很大程度上取决于其内部各机械零部件的状态。

目前，对于高压断路器机械故障的检修方式主要采用定期巡检和故障事后维修相结合的方式，这种方式存在一定的不足。首先，由于巡检工作范围较广，检修人员可能会忽略细节问题，且在断路器拆解和装配的过程中，可能会存在不当操作，导致严重的后果。另外，故障事后维修需要更多的人力和物力投入，维护成本较高。因此，需要研究更加高效、有效的检修方式，以提高断路器检修效率和可靠性。

国内外对高压断路器各种状态信号的研究已十分广泛，相关信号包括但不限于线圈电流信号[2-4]、触头行程信号[5-6]、机构振动信号[7-11]、操作声纹信号[12-14]等。其中，对振动信号的研究比较早，且取得了许多成果。振动信号直接反映了断路器的机械性能，所含信息丰富，但是该方法也存在一些缺点，例如传感器安装较为困难、特征提取计算量较大、精度受环境因素影响等问题。相较于振动信号，电流信号采集系统简单，成本较低，对传感器安装方式没有特别要求，可以提供多种反映电气性能的故障信息。但电流信号易受电磁干扰，且无法反映设备的机械性能，难以对断路器的运行状态做出全面评价。对于触头行程信号，由于传感器安装不便等原因，目前主要用于厂内检测，较少应用于检修维护阶段。

近年来，一些学者尝试利用声纹信号特征对高压断路器机械状态进行识别[12-14]。对比其他信号，以“非接触式”测量方式获取的声纹信号具有传感器安装方便、信号变化的频带较宽等优点，能够相对较全面地展现高压断路器各机械零部件的运行状态。但声音的传播介质是空气，其信噪比不高，并且传感器采集的信号中除断路器动作时发出的声纹信号外，还混杂着各种噪音，导致特征提取具有一定的难度。

文中针对高压断路器状态信号接触式获取存在的局限性以及声纹信号特征提取困难等问题，基于声纹信号特点，提出了一种基于声纹MFCC特征识别的故障诊断方法，实现对断路器常见故障的智能识别，以期为高压断路器状态监测与诊断提供一种新方法。

1 理论基础

1.1 小波降噪

与傅里叶变换相比，小波变换是一种同时考虑时间域和频率域的局部化分析方法，能够精确描绘信号的时频特征。其通过伸缩平移运算，将信号分解成多个尺度和频率的小波分量，并通过计算将原始信号分解成细节信号和近似信号，最终达到高频处时间细分、低频处频率细分的信号处理效果，实现对信号由粗到精的逐步深入观察。小波变换的理论基础可参阅相关文献，如文[15-18]，文中在此不再赘述。

在现实环境中，由于断路器周围充斥各种机械嗡鸣声、人员交流声以及自然界中的一些声音，导致采集到的高压断路器的声纹信号中包含很多噪声，因此在诊断前需要对采集到的信号进行降噪处理。文中采用小波分析对高压断路器的声纹信号进行预处理，达到去噪与去毛刺的效果。但针对高压断路器声纹信号处理过程中，小波分析尚未建立一个标准的小波基选取规范，小波基的优劣需要以理论分析与试验验证融合的方式进行评价。

考虑到使用Daubechies(db)小波函数具有良好的平滑性和正交性，能够更好的保留信号的局部特征和频谱信息。db小波作为近似对称小波，符合复杂声纹信号的近似对称特点，因此可作为高压断路器声纹信号小波分析的小波基函数。

1.2 梅尔频率倒谱系数

梅尔频率倒谱系数(Mel frequency cepstral coefficients，MFCC)是一种针对音频处理和语音识别领域的常用特征提取方法。该方法可以保留声纹信号中隐藏的听觉特征，克服传统方法信号描述不全面的劣势。文中将该方法应用到高压断路器声纹信号的特征提取中。

在提取MFCC特征过程中，首先通过快速傅里叶变换(fast Fourier transform，FFT)获取断路器声纹信号的频域信息，将频谱信息映射到Mel尺度，获取各Mel滤波器对应输出的能量参数。接下来对所得能量进行对数运算，提升对故障声音的感知特性，最后利用离散余弦变换(discrete cosine transform，DCT)与升倒谱运算，获得一组紧凑的特征表示。

MFCC故障特征提取流程见图1。

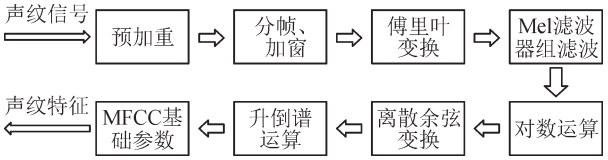


图1 MFCC故障特征提取流程

Fig. 1 MFCC feature extraction process

1)预加重。预加重是对声纹信号进行时域滤波，以增强信号的高频信息。假设 $x(n)$ 是声纹信号，则其预加重后的信号 $y(n)$ 为

$$y(n)=x(n)-0.97\times x(n-1) \tag{1}$$

2)分帧和加窗。基于高压断路器声纹信号的短时平稳特性，对信号进行分帧处理，相邻帧之间的重叠区域越大，帧与帧之间就越平滑。为降低音频帧的边缘影响，需对信号加汉明窗处理，汉明窗的数学表达式和加窗后的声纹信号 $s_w(n)$ 为：

$$w(n)=\begin{cases}0.54-0.46\times\cos\left(\dfrac{2\pi n}{N-1}\right) & n=0,1,\cdots,N-1\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \tag{2}$$

$$s_w(n)=y(n)\times w(n) \tag{3}$$

3)FFT、Mel滤波器滤波、对数运算。对加窗后的高压断路器的声纹信号进行FFT，将信号从时域变换至频域，获取声纹信号的功率谱。通过Mel滤波器组对频域信号进行滤波，得到各滤波器的能量。

在对高压断路器的声纹信号处理中，对每个滤波器的输出的能量进行自然对数运算，并求每帧的能量总和。

4)离散余弦变换。对滤波器能量的对数进行离散余弦变换(DCT)处理，得到MFCC参数，计算式为

$$mfcc(i,n)=\sum_{m=1}^{M}\lg[H(i,m)]\cdot\cos\left[\frac{\pi\cdot n\cdot(2m-1)}{2M}\right] \tag{4}$$

式(4)中：M 为滤波器个数；i 为数据帧数；n 为第 i 帧的第 n 列。

5)升倒谱运算。对经过DCT处理得到的MFCC系数进行升倒谱运算。由于声纹信号中大部分的有效信息都集中在变换后的低频区，高频区中的信息相对冗余，甚至可能包含一些噪声。故每帧只取前13个MFCC系数。升倒谱运算式为

$$K(i)=1+\frac{L}{2}\cdot\sin\frac{\pi\cdot i}{L}\quad i=1,2,3,\cdots,13 \tag{5}$$

式(5)中，L 为升倒谱系数。

6)MFCC基础参数。MFCC的第1组数据(293×13)可由式(6)求得

$$feat(i,j)=J(i,j)\cdot K(j)\quad i=1,2,3,\cdots,293;j=1,2,\cdots,13 \tag{6}$$

对第1组数据求取一阶微分，可得到第2组参数(293×13)；对第2组参数做一阶微分操作，可得到第3组数据(293×13)。表达式为

$$dtfeat[i][j]=feat[i+1][j]-feat[i-1][j]+2\cdot feat[i+2][j]-2\cdot feat[i-2][j]\quad i=1,2,3,\cdots,293;j=1,2,3,\cdots,13 \tag{7}$$

1.3 贝叶斯优化的支持向量机

支持向量机(support vector machine，SVM)算法是一种常用的监督学习算法，其基本思想是在所有的超平面中寻找一个最优的超平面作为决策边界，将不同类别的数据点分开，使各样本点距离决策边界的距离最大化[19-20]。

在SVM算法中，距离决策边界最近的样本点被称为支持向量。定义支持向量距离决策超平面的距离为 d、超平面距离两个不同类别数据的距离为 $margin$，令 $margin=2\times d$，见图2，SVM的核心就是在满足约束条件下，寻找最大化间隔 $margin$。

当SVM在二维空间中找不到最佳超平面时，则通过核函数把样本映射到高维空间中，将低维空间中的非线性问题转化为高维空间中的线性问题，并在高维空间中构造最优线性分类超平面，实现数据的线性可分。

SVM模型具有良好的泛化能力，适合于样本数据较少的高压断路器。SVM通过最大化分类间隔 $margin$，降低了模型整体的复杂度，避免了模型过度拟合，且灵活多样的核函数使得SVM能够适应不同的数据类型。但SVM对噪声较敏感，它会将噪声所造成的错误分类最大化，降低模型的泛化能力。

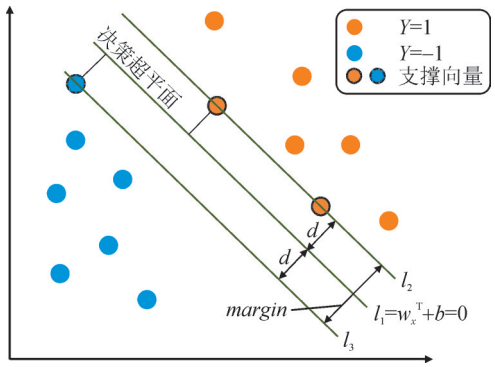


图2 SVM分类示意图

Fig. 2 SVM classification diagram

文中选取贝叶斯优化算法对SVM的性能进行改善优化，使之更适合于断路器声纹特征的分类识别。贝叶斯优化算法能够不断地在参数空间中采样并评估函数值来学习目标函数的性质，同时使用高斯过程的模型来建立采样点之间的关系，并根据后验分布计算下一个采样点以进行下一次迭代。对比网格搜索和随机搜索算法，贝叶斯优化可以在有限的迭代次数内找到最优的超参数组合，避免了对全局搜索空间的遍历，从而提高了调参的效率和准确率。

2　实例分析

2.1　试验平台搭建

以弹簧操动类VS1-12户内高压真空断路器为研究对象，搭建试验平台，见图3。对于该型号断路器，常见故障为拒分、合后即分、弹簧疲劳和线圈老化等。因此，人为设置4种常见机械故障，具体模拟方式见表1。

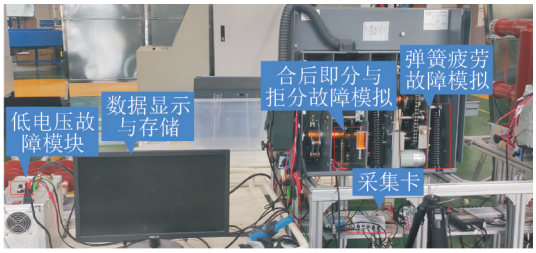


图3　试验平台搭建

Fig. 3　Test platform construction

表1　机械故障类型及模拟方式

Table 1　Mechanical fault types and simulation methods

状态类型	故障类型	模拟方式
状态1	正常分闸	无
状态2	弹簧疲劳	改变弹簧压缩量
状态3	合后即分	合闸前解开分闸板
状态4	拒分	顶住分闸板
状态5	线圈老化	改变线圈供电电压

试验过程中，将声音传感器用三脚架固定在高压断路器本体前方，且为了保证数据的稳定性，在数据采集时保持传感器与断路器本体位置一致。传感器通过数据线与采集卡连接，采集卡再与电脑连接，实现了声纹信号的采集、传输与保存。实际采样时，设置采样频率f_s为128 kHz，采样时间t为300 ms。

2.2　断路器声纹信号预处理

在采集断路器声纹信号数据的过程中，由于声音传感器性能的不稳定、温度变化引起的放大器零点漂移、环境的干扰等原因，使得声纹信号的零线偏离基线，甚至随着时间变化偏离的程度不断加剧。这种零线随时间偏离基线的整个过程被称为信号的趋势项，趋势项误差的存在使得声纹信号的质量下降，导致声纹信号的分析和处理出现偏差，使得特征提取和模式识别更加困难，所以应该将其去除，以提高信号质量和准确性。

另外，采集得到的高压断路器声纹信号中含有环境噪声、电磁干扰噪声、传感器噪声和信号处理设备噪声等。为避免噪声对特征提取造成不利的影响，从而影响最终的诊断结果，信号需经过降噪处理再用于特征提取。文中采用小波分析方法对断路器声纹信号进行降噪处理，选择db6-5小波基作为小波母函数。

以分闸线圈老化故障为例，对断路器声纹信号进行去趋势项、小波降噪处理，其原始波形(已消除趋势项)和降噪后的波形见图4。

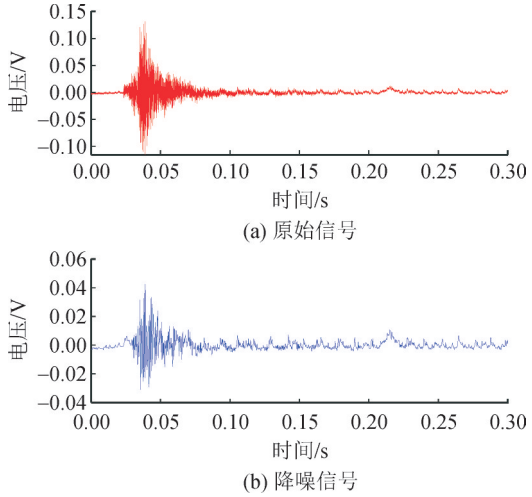


图4　断路器声纹信号降噪前后对比(分闸线圈老化)

Fig. 4　Comparison of circuit breaker voiceprint signal before and after noise reduction(opening coil aging)

由图4可知，原始声纹信号降噪处理后，波形变得精细，信号中混杂的噪声能够被有效滤除掉，便于后续的特征提取工作。

2.3　断路器声纹信号特征提取

MFCC用于表示声纹信号的特征，能够克服传统特征提取方法对非线性、非平稳信号描述不全面的缺点，保留声纹信号中隐藏的听觉特征。

文中针对5种不同运行状态下高压断路器动作时的声纹信号采用Mel滤波器提取MFCC特征的3组参数，在对3组参数进行融合降维的基础上对信号进行存储和分析，用于后续智能模型的建立。

经过多次尝试和优化，MFCC主要参数设置如下：

1)预加重系数取0.97。

2)设置帧长为1 024个采样点，帧移为128个采样

点，以保证各帧之间具有良好的平滑性。将信号分成293帧后，每一帧带入汉明窗窗函数。

3)加窗后的矩阵是一个293×1 024矩阵，对该矩阵的每一帧进行 N=4 096的快速傅里叶变换，得到功率谱矩阵并求取能量谱密度，再对每帧能量进行累加计算，最终得到一个维度为293×1矩阵，矩阵的每个元素都代表着当前帧的总能量。

4)采用Mel滤波器对频域信号进行滤波，得到各滤波器的能量，并进行自然对数运算、求每帧的能量总和。对能量的对数进行DCT，得到MFCC参数，最后对经过DCT得到的MFCC系数进行升倒谱运算。

5)每帧取前13个MFCC系数，求取MFCC的3组数据后，去除第2组和第3组中因微分导致的4帧无效数据，将剩余参数拼接成一个大小为289×39的矩阵；该矩阵含有大量的声纹信号特征，MFCC一维参数$MFCC_0$证实了这一点。

以拒分故障为例，提取每帧MFCC系数的第1个数组合得到一维参数$MFCC_0$(289×1)，其与降噪信号对比见图5。

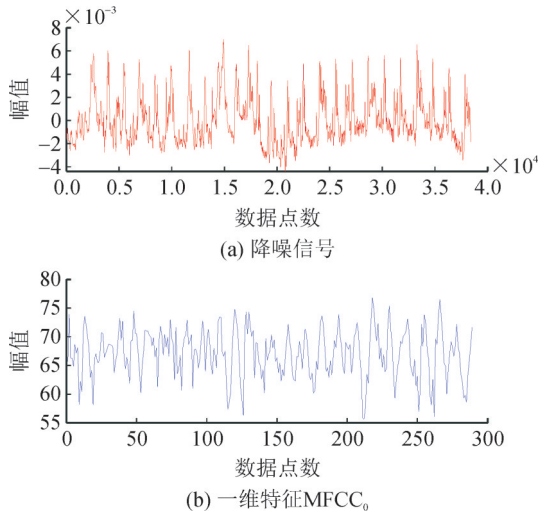


图5 降噪信号与$MFCC_0$对比(拒分故障)

Fig. 5 Noise reduction signal compared to $MFCC_0$ (reject-to-open fault)

由图5可以看出，MFCC一维参数能将消噪信号38 400个采样点的数据转化为289个数据点，且在波形上反映消噪信号的特点与趋势。但$MFCC_0$主要应用场景为语音信号端点检测，作为信号特征用于构建高压断路器智能诊断模型效率较低。

为保证特征能够显著区分高压断路器不同状态，同时提高后续建模的效率、保证诊断结果的可靠性，本研究对MFCC特征矩阵(289×39)进行降维处理，对144个样本的特征参数取均值，得到144组MFCC特征向量(1×39)。5种不同状态下的高压断路器声纹信号的MFCC特征曲线见图6。

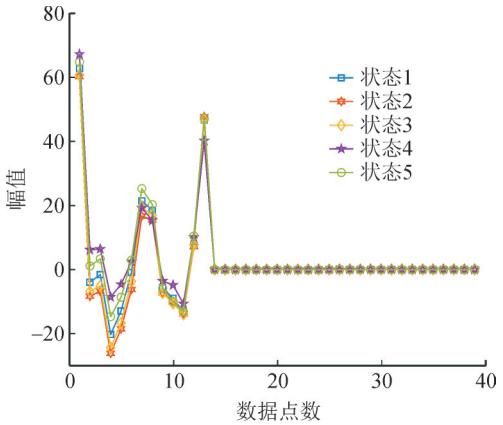


图6 不同状态的MFCC特征曲线

Fig. 6 MFCC feature curves of different states

由图6可知，MFCC系数、一阶差分系数和二阶差分系数融合降维后的波形能够显著区分高压断路器不同状态下动作时的声纹信号，在图7中可以直观的看出高压断路器不同状态下特征数据的可区分性。

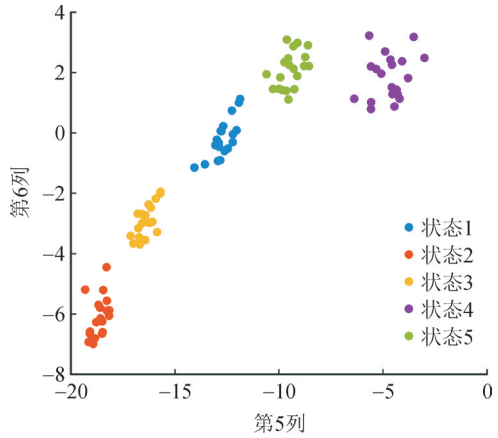


图7 不同状态的声纹信号融合特征散点图

Fig. 7 Scatter plots of voiceprint signal fusion features in different states

2.4 断路器状态智能诊断模型构建

在构建高压断路器智能模型前，需对提取的144组特征参数划分为训练集与测试集。为了避免测试过程中模型产生过拟合，在模型训练时选取训练集中20%的样本用于参数寻优，即五折交叉验证。该方法可以保证模型在参数确定之前不会接触到测试集数据，从而提高仿真结果的真实性和模型的泛化性。此外，五折交叉验证还可以提供对模型性能的较为准确的评估，避免了随机性带来的误差，并且可以充分利用训练数据集中的信息，提高模型的训练效率和准确率。

根据上述数据分割方法，在最终所得到的样本数据集中，高压断路器的不同状态样本数量及标签见表2。

表2　高压断路器不同状态样本划分及标签设置

Table 2　High voltage circuit breaker different state sample division and label setting

状态类型(标签)	故障类型	有效数据	训练集	测试集
状态1	正常分闸	24	20	4
状态2	弹簧疲劳	30	20	10
状态3	合后即分	30	20	10
状态4	拒分	30	20	10
状态5	线圈老化	30	20	10

文中首先构建6种智能诊断模型，之后从中选取最优模型，见表3。

表3　不同诊断模型及超参数

Table 3　Different diagnostic models and hyperparameters

类型	KNN算法	DT算法	SVM算法
模型	精细KNN	精细树	精细SVM
	优化KNN	优化树	优化SVM
超参数	邻点个数k	最大分裂数	核函数
	距离参数	分裂准则	核尺度

采用贝叶斯优化器对拟优化模型的超参数自动寻优，迭代数设为30次，不设训练时间限制，根据迭代结果中的最优超参数训练模型。超参数未优化的3种模型超参数设定如下所示。

1)精细树模型，设置最大分裂数为100，分裂准则采用基尼多样性指数。

2)精细KNN模型，设置邻点个数为1，距离度量为Euclidean，距离权重为等距离。

3)精细SVM模型，核函数设为高斯，约束框级别为2级，核尺度模式2.6，分类方式一对一。

在超参数设置完成后，对6类模型进行训练，6类模型的准确率见表4。

表4　6种诊断模型的分类准确率对比

Table 4　Comparison of classification accuracy of 6 diagnostic models

模型	准确率(验证)/%	准确率(测试)/%
精细KNN	83	81.8
贝叶斯优化KNN	100	100.0
精细树	97	97.7
贝叶斯优化树	97	97.7
精细SVM	72	75.0
贝叶斯优化SVM	100	97.7

从表4可以看出，在超参数迭代次数较少的情况下，优化算法对于KNN模型和SVM模型超参数优化效果显著，大大提升了模型识别准确率；对于DT模型的超参数优化效果欠佳，这可能是由于DT模型相对简单，且超参数之间的相关性较强，对模型的影响较小，即使优化算法确定了最优的超参数组合，对模型性能的提升也不是很显著。

图8采用混淆矩阵(验证)直观展示了使用优化算法前后各模型对高压断路器不同状态下声音特征的分类效果，图中横坐标为预测值，纵坐标为真实值，对角线元素表示对各状态正确识别的样本数，非对角线元素则表示识别错误的样本数。

通过对图8中的混淆矩阵进行分析可知，对于区分度较高的特征向量，6个模型都拥有良好的分类成功率，其中相对简单的模型(DT模型)的分类准确率受到超参数影响小，能在超参数简单设置的情况下就具备良好的分类性能；但随着超参数迭代优化的进行，相对复杂的模型展现了更优秀的分类性能，实现了对特征精确分类。

将图8中的子图进行纵向对比可以看出，KNN模型也在高压断路器状态识别中起到了较好的效果，其能在超参数简单设置的条件下对5种状态进行较为精准的分类；而SVM模型因其超参数数量相对较多和原理相对复杂的特点，诊断效果稍弱于KNN模型。将图8中的子图进行横向对比可以直观的看出，文中提出的贝叶斯优化算法对决策树模型效果微弱，对KNN模型和SVM模型效果显著，能够有效提高诊断效果。优化后两类模型混淆矩阵非对角元素全部归零，达到了100%的分类准确率，理论上具有良好的实用性与可靠性，可以很好的完成高压断路器信号特征的分类判别。

综上所述，DT模型优化后识别率略低于其他2类模型，与特征数据匹配度相对较低；KNN模型在超参数简单设置的情况下，能够较好地完成特征信号分类；SVM模型超参数类别较多，在优化后以100%的分类准确率完成了高压断路器特征信号的分类，也是本研究中性能优秀的分类模型。

文中最终选择贝叶斯优化后的SVM模型作为高压断路器智能模型，使用贝叶斯优化算法对SVM模型进行200次迭代确定最优超参数，优化模型的最小分类误差见图9。最终确定SVM模型核函数为高斯函数，约束框级别为980.201 2，核尺度为27.880 1。设定超参数完成后重新训练模型并验证模型的有效性和分析模型可行性。

采用预留的44组数据作为测试数据，用于测试模型的有效性和可行性。将44组测试数据组成测试集并标记相应标签，导入到分类学习器中，对贝叶斯优化SVM模型进行测试，测试结果的混淆矩阵见图10。

从图10可以看出，最优参数的SVM模型对所有样本进行了正确分类，具有很高的分类性能，可

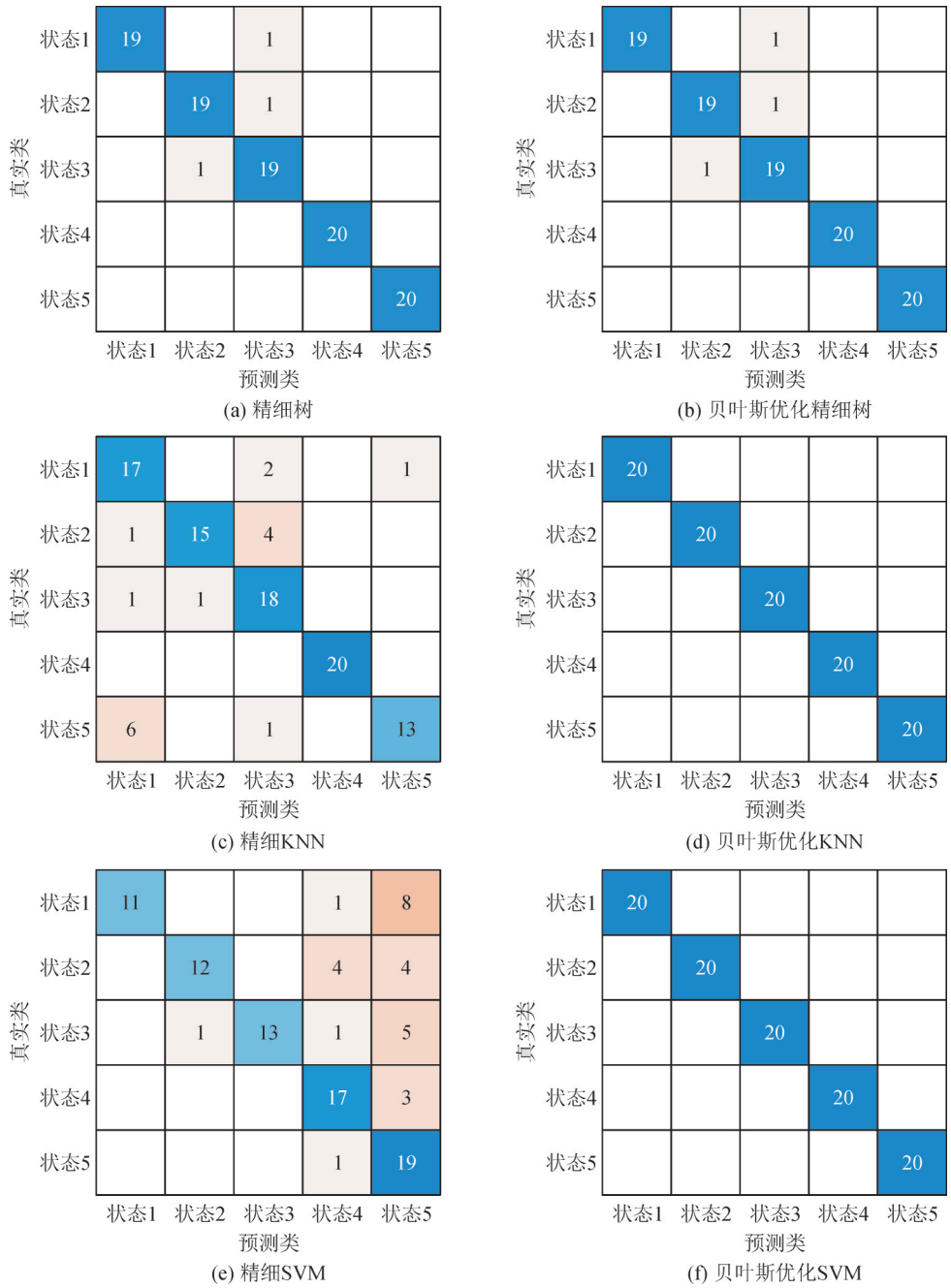


图8 各模型的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of each model

以很好的完成高压断路器各状态的判别。需要指出的是，相较于深度学习算法，SVM模型结构简单、参数较少，能对高压断路器故障进行快速判别，避免故障未及时发现可能带来的严重后果。

3 结论

文中针对现有基于行程信号、振动信号的高压断路器状态诊断面临的接触式安装存在的局限性等问题，提出了一种基于声纹MFCC特征识别的故障诊断方法，实现对高压断路器常见故障的有效辨识，所提方法具有以下特点和优势：

1)针对采集的原始声纹信号中存在的噪声干扰问题，采用小波去噪的方法，基于声纹信号特点，通过选择合适的小波基，最大程度地保留原始信号的局部特征，剔除干扰信息。

2)将语音识别领域的梅尔频率倒谱系数(MFCC)引入到断路器声纹诊断领域，得到的MFCC融合特征具有良好的可区分性，可有效表征声纹信号的特征信息。

3)构建并对比分析基于KNN、DT和SVM算法的断路器状态辨识模型，最终提出了基于贝叶斯优化的SVM模型具有更高的分类性能，提升了断路器

机械状态的识别能力。

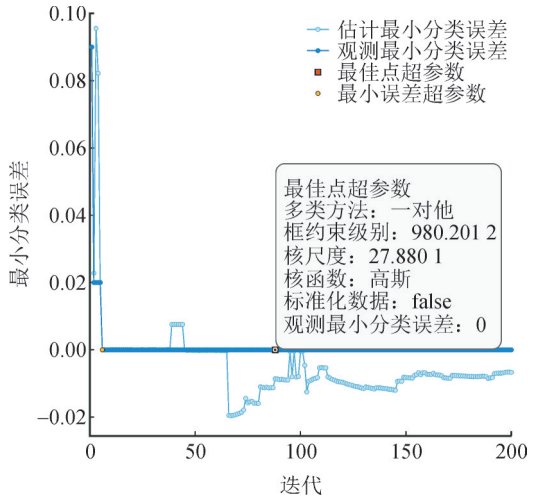


图9　贝叶斯优化的SVM模型的最小分类误差

Fig. 9　Minimum classification error of SVM model with Bayesian optimization

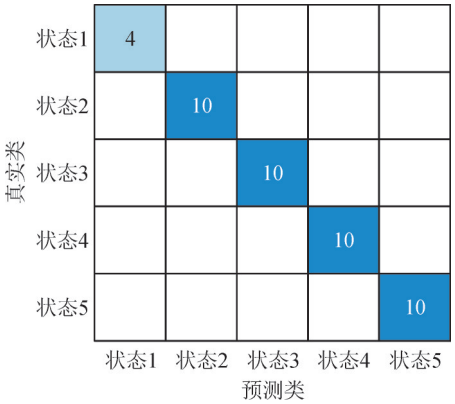


图10　最优超参数下贝叶斯优化SVM模型的诊断结果

Fig. 10　Diagnosis results of SVM model with Bayesian optimization under optimal hyperparameters

综上，文中所提的基于声纹MFCC特征识别的故障诊断方法有望在振动测量受限的场合作为断路器诊断技术的一种替代或有益补充。接下来的研究将针对不同型号断路器，验证所提方法的有效性。

参考文献：

[1] WG A3.06.Final report of the 2004-2007 international enquiry on reliability of high voltage equipment - part 2: SF_6 circuit breakers [R]. Paris: CIGRE, 2012.

[2] 赵莉华，冀一玮，吴月峥，等.基于电机电流的高压断路器弹簧操作机构的LM-BP故障诊断算法[J]. 电测与仪表，2024，61(9)：48-55.
Zhao Lihua, Ji Yiwei, Wu Yuezheng, et al.LM-BP fault diagnosis algorithm for spring operating mechanism of high voltage circuit breaker based on motor current[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(9): 48-55.

[3] 王劭鹤，姜炯挺，蒋科若，等.基于角点定位的高压断路器分合闸线圈电流特征提取及状态判别[J]. 浙江电力，2024，43(6)：125-132.
Wang Shaohe, Jiang Jiongting, Jiang Keruo, et al.Feature extraction and state discrimination of opening and closing coils of high - voltage circuit breakers based on corner point location[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(6): 125-132.

[4] 金立军，张志伟，郑含博，等. 基于物理信息网络的高压断路器分合闸电流分析及故障诊断[J]. 电力系统保护与控制，2026，54(10)：162-172.
Jin Lijun, Zhang Zhiwei, Zheng Hanbo, et al. Analysis of opening/closing coil current and fault diagnosis of high - voltage circuit breakers based on physics - informed neural networks[J]. Power System Protection and Control, 2026, 54(10): 162-172.

[5] Tahvilzadeh M, Aliyari-Shoorehdeli M, Razi-kazemi A A. Model-aided approach for intelligent fault detection system for SF_6 high-voltage circuit breaker with spring operating mechanism[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(5): 3356-3365.

[6] 刑　锋，钟　声，梁胜乐，等. 基于行程曲线的高压断路器典型故障特征参数提取[J]. 华北电力大学学报(自然科学版)，2021，48(4)：56-62.
Xing Feng, Zhong Sheng, Liang Shengle, et al. Feature parameter extraction of high voltage circuit breaker typical fault based on travel curve[J]. Journal of North China Electric Power University, 2021, 48(4): 56-62.

[7] 刘会兰，常庚垚，赵书涛，等. 溯源弹簧形变过程的断路器振动信号递归量化分析辨识方法[J]. 电工技术学报，2024，39(8)：2567-2577.
Liu Huilan, Chang Gengyao, Zhao Shutao, et al. Circuit breaker state identification method based on tracing spring deformation process and recurrence quantitative analysis of vibration signals[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(8): 2567-2577.

[8] 孔维林，曾　冀，刘雪涛，等. 基于多特征融合和深度信念网络的断路器元件故障识别研究[J]. 电子设计工程，2025，33(3)：63-67.
Kong Weilin, Zeng Ji, Liu Xuetao, et al. Research on fault identification of circuit breaker components based on multi feature fusion and deep belief network[J]. Electronic Design Engineering, 2025, 33(3): 63-67.

[9] 司江宽，吐松江·卡日，范　想，等. 基于SO-PAA-GAF和AdaBoost集成学习的高压断路器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(3)：152-160.
Si Jiangkuan, Tusongjiang·Kari, Fan Xiang, et al. Fault diagnosis of high - voltage circuit breaker based on SO - PAA - GAF and AdaBoost ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(3): 152-160.

[10] Wang Yanxin, Yan Jing, Wang Jianhua, et al. A novel hybrid transfer learning approach for small - sample high - voltage circuit breaker fault diagnosis on - site[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(4): 4942-4950.

[11] Gao Wei, Qiao Supeng, Wai R J, et al. A newly designed diagnostic method for mechanical faults of high - voltage circuit breakers via SSAE and IELM[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020(70): 1-13.

[12] 张　叶，齐小刚. 声信号特征优化断路器机械故障诊断算法[J]. 机械设计与制造，2022(12)：181-183.

Zhang Ye, Qi Xiaogang. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker optimized by acoustic signal characteristics[J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(12): 181-183.

[13] 刘云鹏,韩 帅,廖思卓,等. LW30-252型SF_6高压断路器潜伏性故障声信号识别方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2023, 50(5): 45-55.
Liu Yunpeng, Han Shuai, Liao Sizhuo, et al. Latent fault identification method of LW30 - 252 SF_6 HV circuit breaker operating mechanism acoustic signal[J]. Journal of North China Electric Power University, 2023, 50(5): 45-55.

[14] 易 林,夏小飞,彭在兴,等. 基于非参数检验的高压断路器机械故障声信号特征值提取方法[J]. 高压电器, 2021, 57(10): 83-90.
Yi Lin, Xia Xiaofei, Peng Zaixing, et al. Acoustical signal feature extraction method on mechanical fault of high voltage circuit breaker based on nonparametric test[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(10): 83-90.

[15] Yuan Jing, Yao Ze, Zhao Qian, et al. Dual-core denoised synchrosqueezing wavelet transform for gear fault detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021(70): 1-11.

[16] 王宗炼,任会兰,宁建国. 基于小波变换降噪的声发射源定位方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(4): 226-232.
Wang Zonglian, Ren Huilan, Ning Jianguo. Acoustic emission source location based on wavelet transform de-noising[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(4): 226-232.

[17] 张旭东,詹 毅,马永琴. 不同信号的小波变换去噪方法[J]. 石油地球物理勘探, 2007, 42(s1): 118-123.
Zhang Xudong, Zhan Yi, Ma Yongqin. Approach of denoise by wavelet transform of different signals[J]. Oil Geophysical Prospecting, 2007, 42(s1): 118-123.

[18] Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1990, 36(5): 961-1005.

[19] 奉国和. SVM分类核函数及参数选择比较[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(3): 123-124.
Feng Guohe. Parameter optimizing for support vector machines classification[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(3): 123-124.

[20] 黄辉敏,王飞风,苏 毅,等. 基于LMD和SVM的高压断路器弹簧操动机构状态异常检测方法研究[J]. 高压电器, 2020, 56(5): 243-248.
Huang Huimin, Wang Feifeng, Su Yi, et al. Research on detection method for abnormal state of spring operating mechanism in high voltage circuit breaker based on LMD and SVM[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(5): 243-248.

杨秋玉(1986—),男,博士(后),副教授,主要研究方向为电气设备状态监测与诊断(通信作者)(E-mail: qiuyu. yang@fjut. edu. cn)。

翟振林(1997—),男,硕士研究生,主要研究方向为电气设备状态监测与诊断、信号处理(E-mail: 842980717@qq. com)。

(上接第7页)

[16] 秦立军,汤卓凡. 基于高速斥力机构的72. 5 kV双断口真空断路器研究综述[J]. 电气技术, 2017(8): 17-20.
Qin Lijun, Tang Zhuofan. Review of 72.5 kV double-break vacuum circuit breaker with rapid repulsion actuator[J]. Electrical Engineering, 2017(8): 17-20.

[17] 史宗谦,贾申利,朱天胜,等. 真空直流断路器高速操动机构的研究[J]. 高压电器, 2010, 46(3): 18-22.
Shi Zongqian, Jia Shenli, Zhu Tiansheng, et al. Investigations on high - speed actuator of vacuum DC circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2010, 46(3): 18-22.

[18] Takeda M, Yamamoto H, Aritsuka T, et al. Development of a novel hybrid switch device and application to a solid-state transfer switch [C]//IEEE Power Engineering Society. 1999 Winter Meeting(Cat. No. 99CH36233), 1999: 1151-1156.

[19] Takeda M, Yamamoto H, Hosokawa Y, et al. A low loss solid-state transfer switch using hybrid switch devices[C]//Proceedings IPEMC 2000. Third International Power Electronics and Motion Control Conference(IEEE Cat. No. 00EX435), 2000: 235-240.

[20] 艾绍贵,高 峰,黄永宁,等. 330 kV开关型零损耗故障限流装置的研制及人工短路试验[J]. 智能电网, 2015, 3(4): 354-359.
Ai Shaogui, Gao Feng, Huang Yongning, et al. Development and short - circuit experiment of 330 kV switch - type no - loss fault current limiter[J]. Smart Grid, 2015, 3(4): 354-359.

[21] Zhang Bojian, Ren Li, Ding J, et al. A relationship between minimum arcing interrupting capability and opening velocity of vacuum interrupters in short-circuit current interruption[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2018, 33(6): 2822-2828.

[22] Shi Wen, Zhang Bojian, Guan Chen, et al. Influence of opening velocity on arcing time windows of fast vacuum circuit breaker in duties of terminal fault test T100s[C]//2019 5th International Conference on Electric Power Equipment - Switching Technology (ICEPE-ST), 2019: 8928894.

[23] Yu Xiao, Yang Fan, Li Xing, et al. Static voltage sharing design of a sextuple - break 363 kV vacuum circuit breaker[J]. Energies, 2019, 12(13): 1-12.

[24] Ai Shaogui, Yu Xiao, Huang Yongning, et al. Study on voltage distribution characteristic of a 363 kV fast multi - break vacuum circuit breaker[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(16): 2693-2697.

[25] Ma Kui, Yao Xiaofei, Ai Shaogui, et al. Development and test of a 252 kV multi-breaks bus-tie fast vacuum circuit breaker[C]//2019 5th International Conference on Electric Power Equipment - Switching Technology(ICEPE-ST), 2019: 8928926.

王卫东(1984—),男,硕士,工程师,主要从事高低压电器开发和检验检测行业(E-mail: 447277802@qq.com)。

姚晓飞(1985—),男,博士,副研究员,主要从事相控快速真空开断理论和技术研究(通信作者)(E-mail: yaoxf85@mail.xjtu.edu.cn)。