DOI: 10.13382/j.jemi.B2407524

基于 Fisher 比与改进 LSSVM 算法的阀冷设备故障诊断研究*

李 丽[1] 宁穆怡[2] 李志斌[3] 曾昌健[1] 张志艳[2] 姚莉娜[2] 孔 汉[2]

(1. 福建省电力有限公司泉州电力技能研究院 泉州 362000;2. 郑州轻工业大学电气信息工程学院 郑州 450002;
3. 中广核新能源河南有限公司 郑州 450002)

摘 要:为提高换流站阀冷设备故障诊断的正确率和分类速度,提出了基于 Fisher 比准则的融合特征算法和粒子群优化最小二乘支持向量机的故障分类模型。首先,分别提取梅尔倒谱系数和逆梅尔倒谱系数的静态参数和动态一阶差分参数作为故障特征量,得到阀冷设备故障的高低频全部信息,然后利用 Fisher 比准则对阀冷设备故障特征进行两次融合,减少直接叠加信号带来的重复数据与干扰信号。特征信号经两次 Fisher 比判别后,筛选出 1×13 维 Fisher 比值数据作为阀冷设备噪声信号的融合特征量。其次,为了提高 LSSVM 算法故障识别的准确率和分类速度,利用 PSO 算法优化 LSSVM 算法的核函数带宽和惩罚因子,得到两个参数的最优解,建立 LSSVM 阀冷设备故障分类模型。最后,以阀冷设备间主泵为算例,分别采用不同特征融合算法和故障辨识方法进行对比分析,算例结果验证了所提出方法可以快速准确辨识阀冷设备在不同频率的故障信号,其故障辨识准确率可达 96.67%。

关键词:阀冷设备;Fisher 比;PSO-LSSVM;融合特征;故障诊断

中图分类号:TN17 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:470.4024

Research on fault diagnosis of valve cooling equipment based on Fisher ratio and improved LSSVM algorithm

Li Li[1] Ning Muyi[2] Li Zhibin[3] Zeng Changjian[1] Zhang Zhiyan[2] Yao Lina[2] Kong Han[2]

(1. Quanzhou Electric Power Skills Research Institute of Fujian Electric Power Co., Ltd., Quanzhou 362000, China;
2. School of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China;
3. China Guangdong Nuclear New Energy Henan Co., Ltd., Zhengzhou 450002, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and classification speed of fault diagnosis of valve cooling equipment in converter station, a fusion feature algorithm based on Fisher ratio criterion and a fault classification model based on particle swarm optimization least squares support vector machine are proposed. Firstly, the static parameters and dynamic first-order difference parameters of Mel cepstrum coefficient and inverse Mel cepstrum coefficient are extracted as fault feature quantities respectively, and all the high and low frequency information of valve cooling equipment fault is obtained. Then, Fisher ratio criterion is used to fuse the fault features of valve cooling equipment twice, so as to reduce the repeated data and interference signal caused by direct superposition signal. The 1×13 dimensional Fisher ratio data is selected as the fusion feature of the noise signal of the valve cooling equipment. Secondly, in order to improve the accuracy and classification speed of LSSVM algorithm fault identification, the PSO algorithm is used to optimize the kernel function bandwidth and penalty factor of LSSVM algorithm, and the optimal solution of the two parameters is obtained, and the LSSVM valve cooling equipment fault classification model is established. Finally, the main pump between the valve cooling equipment is taken as an example, and different feature fusion algorithms and fault identification methods are used for comparative analysis. The results of the example verify that the proposed method can quickly and accurately identify the fault signals of the valve cooling equipment at different frequencies, and the accuracy of fault identification can reach 96.67%.

Keywords: valve cooling equipment; Fisher ratio, PSO-LSSVM; fusion feature; fault diagnosis

收稿日期:2024-05-16 Received Date:2024-05-16

*基金项目:河南省科技攻关项目(242102241030)资助

0 引　言

特高压换流站阀厅是直流输电系统中交直流转换的关键部分,阀冷设备通过热交换把换流阀所散发出的热量吸收并散发到室外,用以维持换流阀的正常工作温度,保障可控硅阀可靠运行[1]。阀冷设备一旦出现故障,一方面将会造成换流阀运行温度过高,导致直流输电工程的单极或双极停运,造成不可挽回的经济损失和巨大社会影响;另一方面会对主体结构产生较大振动和噪声,影响正常使用。因此,快速高准确率的对阀冷设备运行状态进行正确辨识对换流站的正常运行有着重要的意义。

特征提取是电气设备故障检测中的关键环节,直接影响模型训练和识别环节的性能,常用的特征提取方法有滤波器组系数、线性预测倒谱系数、梅尔倒谱系数(Mel frequency cepstrum coefficient, MFCC)和逆梅尔倒谱系数(inverted mel frequency cepstrum coefficient, IMFCC)等。提取故障特征流程或算法不同,所包含的故障频率信息也不同,MFCC 可提取低频段的故障频率特征,而 IMFCC 可提取高频段的故障频率特征。特征融合算法是一种融合两种或两种以上的特征来表征故障频率信息的有效方法。文献[2]在得到“电-振-声”信号的混合特征参数后,采用主成分分析对混合特征参数降维处理以获得能反映机械状态的主要成分,根据主成分分析原理选取能表征机械状态的关键特征参量。文献[3]对去除未发声段后的语音信号的 LPC 与 MFCC 特征进行融合,并验证了该方法可以提高故障频率信息识别性能。文献[4]将基于 Mel 频率倒谱系数的投影特征、带噪语音信号的子带谱熵特征和 Gammatone 频率倒谱系数的第一维系数 $GFCC_0$ 特征等 3 类特征进行自适应加权融合,以 TIMIT 数据库中的清音样本为算例,验证了该方法在提升端点检测的准确率的有效性。文献[2-4]特征融合均采用直接拼接方式,将会导致存储空间大、训练耗时长、特征维度高等问题。

目前,一般采用增减特征参数中不同分量[5]或者求各分量的 Fisher 比得到不同分量之间的区分能量[6]两种方法来评价特征参数中不同分量对识别的贡献。文献[5]利用增减分量法定量计算出各维特征分量对识别率的相对贡献程度,并根据贡献度的强弱对各维特征分量进行加权,得到贡献度拟合权重系数,用于改进 MFCC 特征参数,以提升声纹识别的正确率。文献[6]采用 Fisher 比量化各个特征参数对粒径的区分能力并削除贡献率较低的特征参数,构建多余物粒径特征识别模型,提升多余物粒径的总体识别准确率。

近年来,粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)及其优化算法已在电气设备故障诊断领域得到应用,如双馈感应发电机[7]、高压加热器、可再生能源并入电网的电力电子装置、并网光伏系统[8]等方面。文献[9]利用粒子群优化多点最优调整的最小熵解卷积(particle swarm optimization-multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, PSO-MOMEDA)的方法,提取了背景噪声下电机轴承故障特征信号。结果表明,与传统方法相比,PSO-MOMEDA 可以更加有效的提取故障特征信号。文献[10]提出了一种基于粒子群算法的光纤布拉格光栅流量温度复合传感解耦方法,并运用所设计的粒子群算法对实验数据进行流量与温度解耦研究。结果表明所采用的粒子群算法解耦效果良好,有效地提高了传感器的测量精度;文献[11]提出一种基于粒子群算法优化深度信念网络(deep belief network, DBN)的光伏短期发电出力预测方法,仿真结果表明该模型相比于传统的 DBN 神经网络具有更高的预测精度;文献[12]提出一种将可能性模糊 C 均值算法和改进的粒子群优化算法相结合的电力大数据异常检测方法,结果表明该算法能将传统电力大数据误检率从 0.36%降低到 0.05%。文献[10-12]均以 PSO 算法作为提高预测精度的首要方法,并用算例或实践验证了 PSO 算法的优越性。

最小支持向量机(least square support vector machines, LSSVM)因其具有非线性拟合能力和良好的鲁棒性在故障诊断中也得到了国内外广泛关注。文献[13]提出了一种基于 LSSVM 的隐蔽攻击方法,通过 LSSVM 算法进行系统辨识,获得稳压器受攻击区域高精度的估计模型;文献[14]提出一种基于 LSSVM 误差补偿模型的锂离子电池健康状态估计方法。文献[15]为解决油浸式变压器故障诊断准确率低的问题,提出一种核主成分分析与改进鹈鹕优化算法优化 LSSVM 的变压器故障诊断方法。结果表明,所提出的变压器故障诊断模型有效提高了故障诊断的准确率。文献[16]采用 PSO-LSSVM 分类模型,实现了对永磁同步直线电机局部退磁故障的准确识别,且识别率高达 100%。

为实现对阀冷设备高低频故障均可辨识,同时考虑到将 MFCC 和 IMFCC 两种特征提取方法直接耦合,虽然对高低频信号均敏感,可以明显提高系统故障识别的准确度,但会导致数据庞大且混乱,不利于故障识别算法的识别与训练。基于此,提出一种基于 Fisher 比准则的线性判别法来实现对声音信号 MFCC 参数和 IMFCC 参数的选择,在保证识别准确度的情况下,将高维问题转化为低维问题,减少识别算法的训练量。其次,鉴于 LSSVM 算法存在故障识别精度相对较低且识别速度较慢的问题,提出了 PSO 优化 LSSVM 的算法,最后,以安徽省某特高压换流站室内阀冷设备间主泵为算例,验证了所提出方法可以准确辨识阀冷设备在不同频率的故障信号,且

其速度快、准确度高。

1　阀冷设备融合特征算法的提出

1.1　MFCC 原理及特征提取

梅尔滤波器是一种根据人耳接收不同声音信号的敏感度不同，按照从密到疏分布的带通滤波器，分为等面积和等高两种。等高梅尔滤波器组在不同频率段幅度相同，包含有更多频率的信息，适用于非语音工业机器故障识别领域[17]，因此算例采用等高梅尔滤波器组，将阀冷设备声音信号通过该滤波器处理，得到声音信号的 MFCC 特征。

MFCC 特征生成主要有以下步骤[18]：

1）预处理

主要包括预加重、分帧和加窗 3 个过程，通过预处理可以使原始信号中不同声音之间的特征更加明显，其中预加重过程将声音信号通过高通滤波器实现。为避免重复计算声音信号中周期特征段，同时保证声音信号的平滑过渡，对信号进行分帧处理。结合阀冷设备主泵的时域特征，设置 25 ms 帧长 10 ms 帧移来实现对原始声音信号的分帧。分帧后将每帧声音信号与汉明窗相乘，同时取汉明窗中窗函数系数 x 为 0.46，汉明窗大小 M 为 1 103，其函数如式（1）所示。

$$W(m) = (1 - x) - x \cdot \cos\left(\frac{2\pi m}{M}\right) \quad ,1 \leqslant m \leqslant \mathrm{M} \tag{1}$$

式中：$W(m)$ 为汉明窗函数，x 为窗函数系数，M 为汉明窗的大小。

2）帧能量总和与梅尔滤波器组

将加窗后的数据通过 FFT 变换，得到每帧信号的频谱能量，将频谱能量通过梅尔滤波器组滤波，其梅尔滤波器组的结构如图 1 所示。

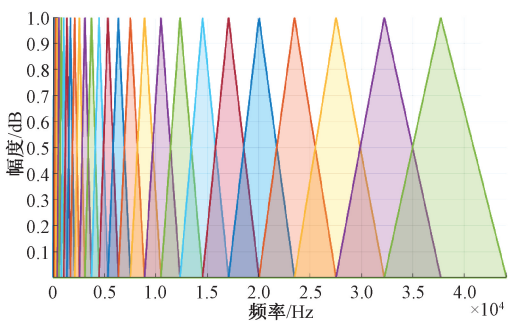


图 1　梅尔滤波器组的结构

Fig. 1　Structure of Mel filter banks

图中，其梅尔刻度定义为[19]：

$$F(f) = 2\ 595 \cdot \lg\left(1 + \frac{f}{700}\right) \tag{2}$$

式中：f 为实际频率，$F(f)$ 为梅尔频率。

由图 1 可以看出，梅尔滤波器组随着频率的升高，其平均能量和灵敏度都逐渐降低。

3）对数能量计算

将步骤 2）滤波后的频谱能量代入式（3），得到每个滤波器输出的对数能量，对数能量的计算如式（3）所示。

$$s(m) = \ln\left(\sum_{k=0}^{N-1} \mid x_a(k) \mid^2 \cdot H_m(k)\right), 0 \leqslant m \leqslant M \tag{3}$$

式中：$x_a(k)$ 为经过预处理的声音信号，N 为 FFT 快速傅里叶变换的点数，M 为滤波器个数。

4）离散余弦 DCT 变换

将每个滤波器的对数能量谱经过离散余弦变换后，得到 MFCC 参数，由文献[20]可知，离散余弦变换如式（4）所示。

$$c(n) = \sum_{m=0}^{N-1} s(m) \cdot \cos\left(\frac{\pi n(2m - 1)}{2m}\right), n = 1,2,3,\cdots,L \tag{4}$$

式中：L 为指定的 MFCC 参数的阶数，L 通常为 12~16，为减少程序体量，同时保证特征信息，算例采用 13 阶 MFCC 参数。

5）MFCC 特征向量

MFCC 参数包含静态和动态两部分，为提高故障识别系统的识别率，取其一阶差分参数作为其动态部分，当前帧一阶差分参数的计算如式（5）所示。

$$dt = \sum_{n=1}^{N} n \cdot (c_{t+n} - c_{t-n}) / \left(2 \cdot \sum_{n=1}^{N} n^2\right) \tag{5}$$

式中：dt 为一阶差分参数，c_{t+n} 为第 $t+n$ 个梅尔倒谱系数，c_{t-n} 为第 $t-n$ 个梅尔倒谱系数。

1.2　IMFCC 特征提取

为了消除 MFCC 低频敏感的局限特性和不同设备故障频率不同的影响，同时提取 IMFCC 特征参数。IMFCC 滤波器在低频处疏松，在高频处更加密集，用于提取高频特征参数。IMFCC 静态参数计算如式（6）所示，声音信号通过逆梅尔滤波器组后得到 IMFCC 特征向量，其逆梅尔滤波器组的结构如图 2 所示。

逆梅尔刻度的定义为[19]：

$$F(f) = 2\ 195.286\ 0 - 2\ 595 \cdot \lg\left(1 + \frac{4\ 031.25 - f}{700}\right) \tag{6}$$

由图 2 可以看出，逆梅尔滤波器组随着频率的升高，其平均能量和灵敏度都逐渐升高。

MFCC 和 IMFCC 两种特征参数获取流程如图 3 所示。

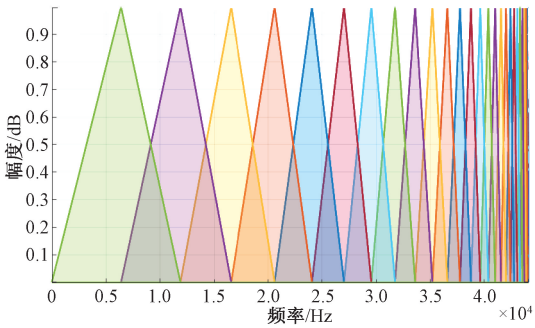


图2　逆梅尔滤波器组的结构

Fig. 2　Structure of inverse Mel filter banks

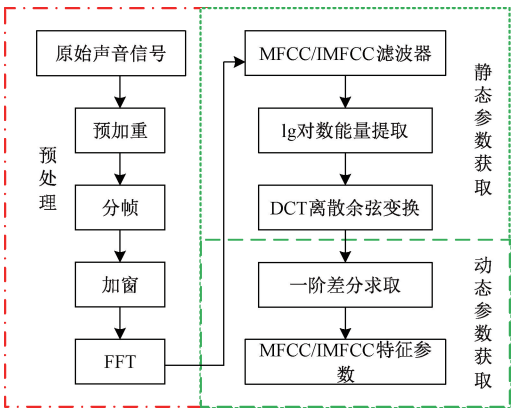


图3　MFCC和IMFCC特征参数获取流程图

Fig. 3　MFCC and IMFCC feature parameter acquisition flow chart

1.3　基于Fisher比的特征选择与融合

MFCC和IMFCC两种特征参数提取方法的结合可以有效识别高低频信号,但两种特征参数直接叠加,将会使得数据维数过高,不利于识别算法的训练和故障辨识,因此,利用Fisher比准则的线性判别法对两类参数进行融合。MFCC和IMFCC参数的Fisher比准则融合特征提取方法的具体步骤如下:

1)计算MFCC和IMFCC两类参数的各类样本均值向量 $\boldsymbol{m}_i$,利用式(7)得到总样本均值向量 $\bar{\boldsymbol{m}}$。

$$\bar{\boldsymbol{m}} = \frac{\sum \boldsymbol{m}_i}{2} \quad i = 1,2 \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{m}_i$ 为第 i 类样本的均值向量,$\bar{\boldsymbol{m}}$ 为总样本均值向量。

2)计算样本类内离散度矩阵和总类内离散度矩阵,如式(8)和(9)所示。

$$\boldsymbol{S}_{\omega i} = \sum_{X \in i} (X - \boldsymbol{m}_i)(X - \boldsymbol{m}_i)^{\mathrm{T}}, i = 1,2 \tag{8}$$

$$\boldsymbol{S}_{ALL} = \boldsymbol{S}_{\omega 1} + \boldsymbol{S}_{\omega 2} \tag{9}$$

式中:$\boldsymbol{S}_{\omega i}$ 为第 i 类样本的类内离散度方差矩阵,$\boldsymbol{S}_{ALL}$ 为样本的总类内离散度方差矩阵。

3)计算样本类间离散度矩阵,如式(10)所示。

$$\boldsymbol{S}_{bi} = \sum (\boldsymbol{m}_i - \boldsymbol{m}_3)(\boldsymbol{m}_i - \boldsymbol{m}_3)^{\mathrm{T}}, i = 1,2 \tag{10}$$

式中:$\boldsymbol{S}_{bi}$ 为第 i 类本的类间离散度方差矩阵。

4)计算两类样本Fisher比,如式(11)所示。

$$F_i = \frac{\boldsymbol{s}_{bi}}{\boldsymbol{s}_{\omega i}}, i = 1,2 \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{F}_i$ 为该类的Fisher比。

两类样本Fisher比归一化处理后,得到MFCC和IMFCC两类参数每维的Fisher比。经两次Fisher比准则判别后,滤去MFCC和IMFCC参数中重合和无用干扰信息,同时滤掉相同参数中不同频率但相似性很高的冗余信息,提高不同电气设备发生不同频率故障时的区分度,实现对原始声音信号的MFCC和IMFCC参数选择和融合。

2　基于PSO-LSSVM的故障分类算法

2.1　最小二乘法支持向量机LSSVM

LSSVM是SVM的一种改进算法,其将SVM中的不等式约束改为等式约束,并将误差平方和损失函数作为训练集的经验损失,把解二次规划问题转化为求解线性方程组问题,提高求解速度和收敛精度,降低了求解难度[21]。

LSSVM算法的最优化条件方程组为:

$$\begin{cases} \omega = \sum_{i=1}^{N} a_i \cdot y_i \cdot \varphi(\boldsymbol{x}_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^{N} a_i \cdot y_i = 0, \\ a_i = \gamma e_i \\ \dfrac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \end{cases} \quad i = 1,2,3,\cdots,N \tag{12}$$

取径向基函数为核函数,其计算公式为:

$$K(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = e^{\left(\frac{-\|x_i - x_j\|}{2\sigma^2}\right)} \tag{13}$$

式中:σ 为带宽,γ 惩罚因子,$\boldsymbol{x}_i$ 表示第 i 维输入向量,$\boldsymbol{x}_j$ 表示第 j 维输入向量。

由式(12)和(13)可知,LSSVM算法需要确定核函数中的 σ 最佳数值和合适的惩罚因子 γ,以得到最优分类。

2.2　粒子群优化算法PSO

PSO算法是一种群体智能优化算法,常用于模型的参数优化过程中,通过模拟生物的觅食活动,以及通过不断的迭代,来寻找模型参数最优值的算法[22]。

PSO算法主要参数有个体最优解 P_{best}、种群最优解 G_{best},每个粒子的惯性权重 ω,其中惯性权重 ω 是控制粒

子群算法精度和迭代次数的关键，计算公式为：

$$\omega = 0.95 - \frac{k}{k_{max}} \cdot 0.5 \tag{14}$$

式中：k 和 k_{max} 分别为进化次数和最大进化次数。

2.3　PSO-LSSVM 故障分类算法

由于 LSSVM 算法的分类准确率由核函数中的带宽 δ 和惩罚因子 γ 决定，因此，利用 PSO 算法对参数 δ、γ 进行快速寻优，流程图如图 4 所示[23]，其具体步骤如下：

步骤 1）初始化粒子群个数 P_number，学习因子 $C1$、$C2$，权重因子 W_max、W_min，优化参数 δ、γ 的取值范围，同时定义每个粒子的最优位置、最优适应度和速度；

步骤 2）评估每个粒子的适应度，得到当前全局最优解；

步骤 3）更新每个粒子的历史最优位置，将处在最优位置的个体粒子位置更新为整个群体全局最优位置；

步骤 4）在设定的参数范围内随机调整当前每个粒子的速度和位置；

步骤 5）判断当前最优解是否满足结束条件，满足则输出最优位置粒子的对应参数值 δ 和 γ，不满足则重复步骤 2）~5）；

步骤 6）将 PSO 算法得到的参数 δ 和 γ 代入 LSSVM 算法对模型进行训练和分类，并对分类的标签进行标码和解码，得到分类结果，计算识别准确率后输出故障诊断结果。

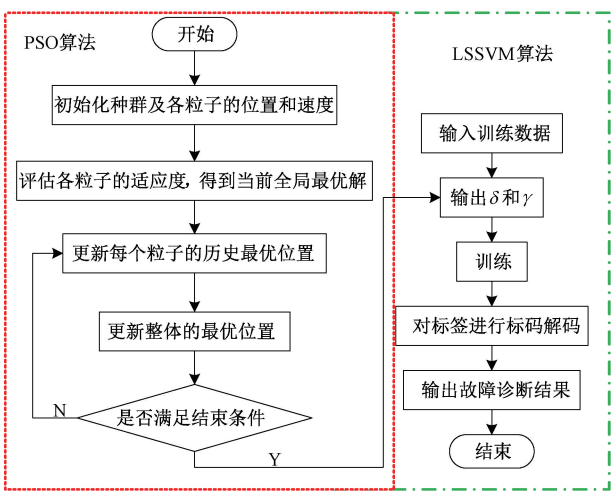


图 4　故障分类算法流程图

Fig. 4　Fault classification algorithm flow chart

3　算例故障特征的提取与融合

3.1　算例介绍

以安徽省某特高压换流站室内阀冷设备主循环泵为研究对象，主循环泵为离心泵，采用机械密封，1 运 1 备，每台机组中 100%配置，额定转速为 1 490 rpm，扬程为 75 m，流量 490 m^3/h，采集其在正常状态下的声音信号，并对其频谱进行分析，频谱图如图 5 所示，其中红色标注为故障频率点。

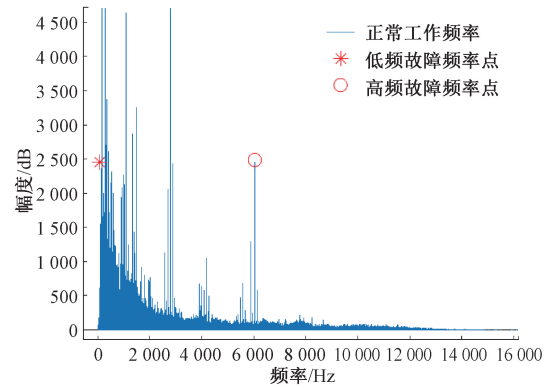
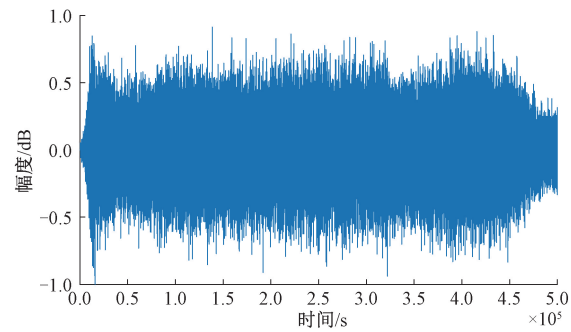


图 5　阀冷设备主循环泵不同运行状态声音信号频谱图

Fig. 5　The sound signal spectrum of the main circulating pump of the valve cooling equipment under different operating conditions

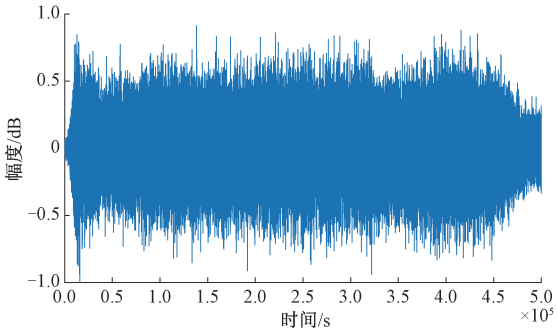
由图 5 蓝色谱线可以看出，其正常工作情况下的声音频率主要集中在 100~1 500 Hz。为辅助检测人员识别故障，扩展检测人员的故障识别频段，本文基于人耳最敏感的声音频段，定义高于两倍正常工作频率的信号为高频故障对应频率，低于一半正常工作频率的信号为低频故障对应频率。由于不同现场设备种类不同，发生故障频段具有随机性，为提高算例的普遍性和本文算法的通用性，通过在正常声音信号中随机添加分布在 3 000~5 000 Hz 和 0~50 Hz 之间的随机频率、随机幅度的正弦信号，模拟 3 000~5 000 Hz 的高频故障信号和 0~50 Hz 的低频故障信号，最后将正常信号和模拟高低频故障信号组合在一起，得到 30 组原始声音信号，原始信号时域图如图 6 所示。

由图 6 可知，通过观察阀冷设备间主泵的时域图或通过人耳听很难辨识设备的运行状态，因此，需要借助先进的算法进行故障特征提取和故障辨识。



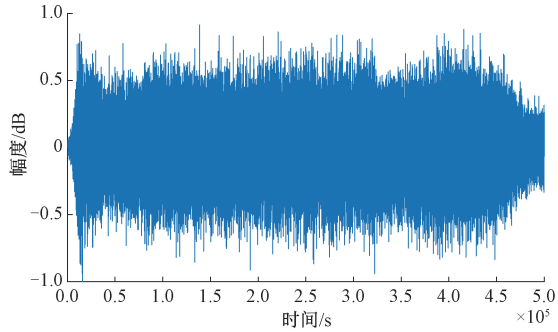
(a) 正常运行声音信号

(a) Normal operation sound signal



（b）高频故障时的噪音信号

(b) Noise signal in high frequency fault



（c）低频故障时的声音信号

(c) Sound signal in low frequency fault

图6　阀冷设备不同工况时的声音信号时域图

Fig. 6　Time domain diagram of sound signal of valve cooling equipment under different working conditions

3.2　基于 Fisher 比准则的混合特征参数

从阀冷设备间主泵原始声音信号提取 MFCC 和 IMFCC 参数，然后通过 Fisher 比准则两次选择和融合，得到阀冷设备间主泵不同特征参数的 Fisher 比值如图7所示。

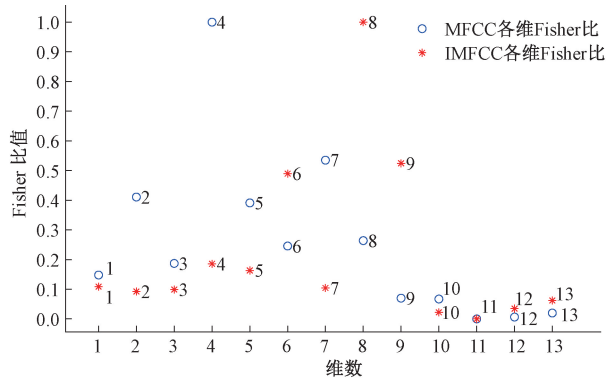


图7　MFCC 和 IMFCC 参数的 Fisher 比值

Fig. 7　Fisher ratio of MFCC and IMFCC parameters

由图7可以看出，不同参数各维数的 Fisher 比值不同，Fisher 比值高的维数区分度高，包含的干扰信息越少。分别选取 MFCC 和 IMFCC 这两类特征参数中 Fisher 比值最高的第3维数据和第6维数据，将这两维数据组成新的混合数据，经过转置，再次通过 Fisher 比准则，得到 1×13 维的混合特征参数。

对30组不同阀冷设备间主泵的原始噪声数据提取融合特征数据，得到 30×13 维的混合特征数据，如表1所示。

表1　阀冷设备主泵融合特征数据

Table 1　Valve cooling equipment main pump fusion characteristic data

维数	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	故障类别
N1	2.890 571	3.087 585	−5.720 294	−6.052 654	−7.462 571	−7.303 975	−7.423 040	1
N2	3.077 088	3.040 182	−5.246 184	−5.307 997	3.723 291	3.639 466	1.477 002	1
N3	−5.740 740	−5.583 773	2.991 180	3.328 018	5.439 618	5.577 002	−8.398 602	1
N4	−5.320 059	−5.272 439	3.106 795	3.037 722	3.782 844	3.645 044	−3.859 897	2
N5	2.755 742	2.966 222	−5.737 643	−6.057 808	−7.503 916	−8.113 858	−2.725 624	2
N6	2.876 815	2.853 781	1.765 245	1.728 230	−3.089 022	−2.930 686	−5.854 886	2
N7	−3.515 183	−3.514 567	5.25 1801	5.231 681	1.613 289	1.848 708	−6.878 855	3
N8	−1.017 554	−0.975 087	−2.165 219	−2.121 079	−2.714 138	−2.698 866	2.010 057	3
N9	−1.107 747	−1.203 266	2.506 472	2.610 438	4.488 976	4.242 244	1.199 193	3
维数	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	故障类别
N1	−8.001 274	−2.890 770	−2.969 449	0.671 136	0.727 918	−3.195 935	−3.435 404	1
N2	1.457 157	−3.876 372	−4.044 937	−2.544 607	−2.599 532	1.823 677	1.760 928	1
N3	−8.951 033	−3.668 024	−3.638 032	−6.641 832	−6.853 694	1.449 869	1.683 015	1
N4	−3.987 461	−2.583 061	−2.581 461	1.868 728	1.812 944	1.704 959	1.86 9513	2
N5	−2.803 732	0.338 935	0.378 680	−3.407 695	−3.663 558	−5.487 018	−6.037 303	2
N6	−6.087 774	−11.203 934	−11.006 350	−2.862 655	−3.301 634	0.657 007	0.497 438	2
N7	−7.199 893	−3.917 837	−3.947 017	1.546 002	1.686 939	−2.457 402	−2.168 761	3
N8	2.112 748	1.402 570	1.744 768	−4.758 188	−5.212 598	−1.933 459	−2.494 421	3
N9	1.032 203	−2.871 018	−2.650 835	−4.699 563	−4.221 683	−4.326 811	−3.743 590	3

注：表中1、2、3分别表示阀冷设备主泵正常、高频故障、低频故障3种运行状态；Vi 为同一声音信号中不同的特征维数；Ni 为不同声音信号。

4　算例故障辨识结果分析与对比

4.1　故障诊断算法对比方案

为对阀冷设备间主泵特征融合方法和故障辨识方法进行对比，评判其故障诊断效果，分别采用 3 种特征融合方法和两种故障辨识方法进行组合，得到 6 种故障诊断方法，如表 2 所示。

表 2　不同参数特征融合方法和辨识算法

Table 2　Different parameter feature fusion methods and identification algorithms

特征参数融合方法		Fisher 比融合 MFCC 和 IMFCC	Fisher 比融合 IMFCC	Fisher 比融合 MFCC
识别算法	PSO-LSSVM 算法	Ⅰ	Ⅲ	Ⅴ
	SVM 算法	Ⅱ	Ⅳ	Ⅵ

4.2　Fisher 比融合特征算法结果分析

选取阀冷设备间主泵混合特征数据中 21 组数据作为 PSO-LSSVM 算法的训练集，9 组数据作为测试集，识别结果为全部混合数据进行算法分类，经 PSO 优化后得到 LSSVM 的参数为 $\delta=0.5$，$\gamma=89.43$，故障诊断方法Ⅰ、Ⅲ、Ⅴ的 PSO 算法适应度曲线与进化代数如图 8 所示。

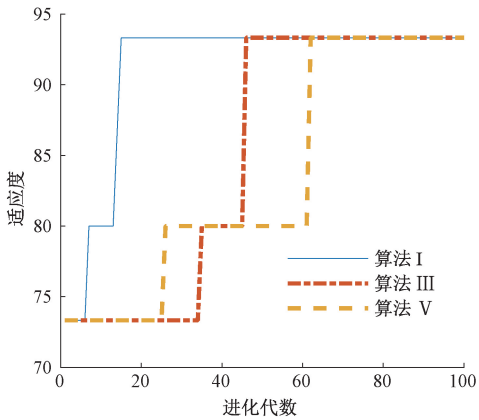


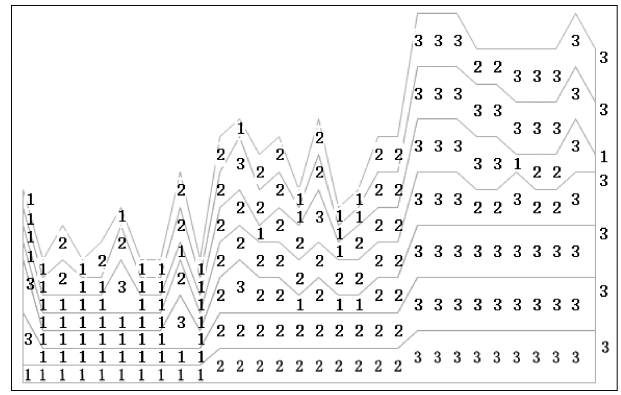
图 8　融合不同特征的 PSO 适应度曲线

Fig. 8　PSO fitness curve fused with different features

由图 8 不同算法的 PSO 进化代数可以看出，算法Ⅰ的进化代数最少，其他两种算法均超过 25 代，因此采用 PSO-LSSVM 算法故障辨识方法时，MFCC 和 IMFCC 特征融合算法的速度优于仅融合 MFCC 特征参数或融合 IMFCC 特征参数的两种算法。

4.3　故障辨识结果对比分析

采用表 2 中的 6 种故障辨识方法对阀冷设备间主泵的运行状态进行辨识，其 30 组混合特征数据辨识结果如图 9 所示，辨识准确度如表 3 所示。



注：图中区域从下至上依次为分别为标准值、算法Ⅰ、算法Ⅱ、算法Ⅲ、算法Ⅳ、算法Ⅴ、算法Ⅵ；图中 1、2、3 代表该类算法预测出的类型结果，其中数字 1 代表算法预测结果为主泵正常状态，数字 2 代表算法预测结果为主泵高频故障，数字 3 代表算法预测结果为主泵低频故障。

图 9　不同算法故障识别结果

Fig. 9　Fault identification results of different algorithms

表 3　不同算法故障识别精度对比

Table 3　Different parameter feature fusion methods and identification algorithms　　(%)

识别算法	算法Ⅰ	算法Ⅱ	算法Ⅲ	算法Ⅳ	算法Ⅴ	算法Ⅵ
识别精度	96.60	80.00	83.33	73.33	76.67	70.00

由图 9 和表 3 可以看出，特征融合提取方法相同时，PSO-LSSVM 算法的识别速度和识别精度远优于 SVM 算法，算法Ⅰ精度最高，为 96.67%，其他算法识别精度均低于 90%，因此，Fisher 比融合 MFCC 和 IMFCC 算法比 IMFCC 算法或者 MFCC 算法识别精度高。对比算法Ⅲ和算法Ⅴ可知，MFCC 对类型 3 阀冷设备间主泵发生低频故障时识别效果较为准确，IMFCC 对类型 2 阀冷设备间主泵发生高频故障识别效果较为准确。

5　结　论

针对换流站阀冷设备故障诊断正确率和分类速度较低问题，本文从故障特征提取选择和故障诊断模型优化两个角度出发。选用 Fisher 比融合 MFCC 和 IMFCC 的阀冷设备故障特征提取方法，解决 MFCC 和 IMFCC 两类参数直接结合存在的维数灾难问题，并利用 PSO 算法对 LSSVM 算法进行改进，提高 LSSVM 算法的准确率和速度。最后以安徽省某特高压换流站室内阀冷设备主循环泵为研究对象，在正常声音信号中添加随机信号模拟高低频故障，通过 6 种故障诊断模型进行对比实验。结果表明，Fisher 比融合选择之后的故障特征参数输入 PSO-LSSVM 故障诊断模型的诊断正确率和分类速度，对比其他故障诊断模型，得到有效提升。

本文在阀冷设备正常声音信号中添加随机信号模拟高低频故障,实际阀冷设备运行环境相对较为复杂,后续研究将着重于如何在复杂噪声背景下有效提取并识别故障信号,为提高阀冷设备故障诊断方法的普适性提供技术支撑。

参考文献

[1] 刘鹏, 郭伊宇,吴泽华,等. 特高压换流站大尺寸典型电极起晕特性的仿真与试验[J]. 电工技术学报, 2022, 37(13): 3431-3440.
LIU P, GUO Y Y, WU Z H, et al. Simulation and experimental study on corona characteristics of large size typical electrodes used in UHV converter station[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(13): 3431-3440.

[2] 张真铭. 基于多源数据融合的高压断路器操动机构缺陷特征信息提取与机械故障诊断研究[D]. 济南:山东大学,2023.
ZHANG ZH M. Research on defect feature information extraction and mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker operating mechanism based on multi-source data fusion[D]. Jinan: Shandong University, 2023.

[3] XU Q H, WANG M J, XU CH L, et al. Speaker recognition based on long short-term memory networks[C]. 2020 IEEE 5th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP). IEEE, 2020: 318-322.

[4] 罗思洋, 龙华, 邵玉斌, 等. 噪声环境下多特征融合的语音端点检测方法[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2021, 43(4): 671-680.
LUO S Y, LONG H, SHAO Y B, et al. Voice activity detection method based on multi-feature fusion in noise environment[J]. Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition, 2021,43(4): 671-680.

[5] 王家盛, 郭其威, 吴松, 等. 基于特征相对贡献度对加权 Mel 倒谱的改进[J]. 声学技术, 2021, 40(3): 408-414.
WANG J SH, GUO Q W, WU S, et al. Improvement of weighted Mel cepstrum based on relative contribution of feature[J]. Acoustic Technology, 2021, 40(3): 408-414.

[6] 刘海江,张恒,汪乾,等. 基于聚类的航天器多余物粒径特征识别方法[J]. 航天器环境工程, 2022, 39(1): 111-118.
LIU H J, ZHANG H, WANG Q, et al. A cluster-based method for identifying the feature of particle size for spacecraft remnant[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2022, 39(1): 111-118.

[7] ZHONG G, YU W, WANG J, et al. Event-triggered sliding mode observer based on particle swarm optimization for fault detection of the doubly fed induction generator for wind power systems[J]. Ambient Intelligence Human Computing, 2023,14: 2585-2599.

[8] SAAD N H, EL-SATTAR A A, MANSOUR A E-A M. Improved particle swarm optimization for photovoltaic system connected to the grid with low voltage ride through capability[J]. Renewable Energy, 2016, 85: 181-194.

[9] 彭乐乐,陈谢祺,郑树彬,等. 列车牵引电机轴承故障特征稀疏在线监测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(11):109-118.
PENG L L, CHEN X Q, ZHENG SH B, et al. Sparse online monitoring method for fault characteristics of traction motor bearings in trains[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(11): 109-118.

[10] 孙世政,向洋,党晓圆,等. 基于粒子群解耦算法的FBG流量温度复合传感研究[J]. 仪器仪表学报, 2022,43(1):2-10.
SUN SH ZH, XIANG Y, DANG X Y, et al. Research on FBG flow and temperature composite sensing based on particle swarm decoupling algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(1):2-10.

[11] 李正明,梁彩霞,王满商. 基于 PSO-DBN 神经网络的光伏短期发电出力预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020,48(8):149-154.
LI ZH M, LIANG C X, WANG M SH. Short-term power generation output prediction based on a PSO-DBN neural network[J]. Power System Protection and Control,2020, 48(8):149-154.

[12] 李清. 基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法[J]. 电力系统保护与控制,2021,49(18): 161-166.
LI Q. Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control,2021,49(18):161-166.

[13] 王东风,李其贤,黄宇,等. 基于 LSSVM 的核电厂稳压器压力控制系统隐蔽攻击方法研究[J]. 核动力工程, 2022, 43(1): 133-140.
WANG D F, LI Q X, HUANG Y, et al. Research on the covert attack method of pressurizer pressure control system in nuclear power plant based on LSSVM[J]. Nuclear Power Engineering, 2022, 43(1): 133-140.

[14] 王萍,张吉昂,程泽. 基于最小二乘支持向量机误差补偿模型的锂离子电池健康状态估计方法[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 613-623.
WANG P, ZHANG J A, CHENG Z. State of health estimation of li-ion battery based on least squares support vector machine error compensation model[J]. Power

System Technology, 2022, 46(2): 613-623.

[15] 陈尧,周连杰. 基于 KPCA-IPOA-LSSVM 的变压器电热故障诊断[J/OL]. 南方电网技术,1-11[2024-11-15]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/44. 1643. TK. 20240627. 1608. 009. html.
CHEN Y, ZHOU L J. Transformer electrothermal fault diagnosis based on KPCA-IPOA-LSSVM [J/OL]. China Southern Power Grid Technology, 1-11 [2024-11-15]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/44. 1643. TK. 20240627. 1608. 009. html.

[16] 宋雪玮,赵吉文,董菲,等. 基于 PSO-LSSVM 的永磁同步直线电机局部退磁故障识别[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(8): 2426-2435,25.
SONG X W, ZHAO J W, DONG F, et al. Local demagnetization fault recognition of permanent magnet synchronous linear motor based on PSO-LSSVM [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2426-2435,25.

[17] 李传坤,郭锦铭,李剑,等. 基于频谱位移模块的环境声音识别方法[J]. 电子测量技术,2022,45(5): 62-67.
LI CH K, GUO J M, LI J, et al. Environmental sound recognition method based on spectral shift module [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45 (5): 62-67.

[18] WENBO K, WEIPING L. Based on STM32 of CNN speech keyword command recognition system [J]. Instrumentation, 2023,10(01):17-22.

[19] 张雨萌,张欣,高谋,等. 融合动态卷积和注意力机制的多层感知机语音情感识别[J/OL]. 计算机科学与探索, 1-12 [2024-11-15]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 5602. TP. 20240826. 1113. 002. html.
ZHANG Y M, ZHANG X, GAO M, et al. Multi-layer perceptron speech emotion recognition based on dynamic convolution and attention mechanism [J/OL]. Computer Science and Exploration, 1-12 [2024-11-15]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 5602. TP. 20240826. 1113. 002. html.

[20] 翟永杰,彭雅妮,杨旭,等. 融合 MFCC 和 IMFCC 特征的电厂设备声音识别算法[J]. 现代电子技术, 2022, 45(8): 6-12.
ZHAI Y J, PENG Y N, YANG X, et al. Power plant equipment sound recognition algorithm fusing MFCC and IMFCC features [J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(8): 6-12.

[21] 林俊亭,王帅. 基于 DBN-MPA-LSSVM 的无绝缘轨道电路故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报,2022, 36(9):37-44.
LIN J T, WANG SH. Research on fault diagnosis of jointless track circuit based on DBN-MPA-LSSVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022,36 (9) :37-44.

[22] 黄方能,梅勇,周剑,等. 基于正序电流的风电接入电网自适应阈值差动保护方案[J]. 电力系统保护与控制,2022,50(6):117-124.
HUANG F N, MEI Y, ZHOU J, et al. Adaptive threshold differential protection scheme for wind power access to power grid based on positive sequence current[J]. Power System Protection and Control, 2022,50 (6):117-124.

[23] 何邦乐,黄勇,叶颋,等. 基于 PSO-LSSVM 的高压电力电缆接头温度预测[J]. 电力工程技术,2019(1): 31-35.
HE B L, HUANG Y, YE T, et al. Prediction of high-voltage power cable joint temperature based on PSO-LSSVM [J]. Power Engineering Technology, 2019 (1): 31-35.

作者简介

李丽,2007 年于江苏师范大学获得学士学位,2010 年于河海大学获得硕士学位,现为福建省电力有限公司泉州电力技能研究院(福建电力职业技术学院)工程师,主要研究方向为电力系统及其自动化。
E-mail:308658703@ qq. com

Li Li received her B. Sc. degree from Jiangsu Normal University in 2007, M. Sc. degree from Hohai University in 2010, respectively. Now she is an engineer in Quanzhou Electric Power Skills Research Institute (Fujian Electric Power Vocational and Technical College) of Fujian Electric Power Co., Ltd. Her main research interests include power system and its automation.

张志艳(通信作者),2004 年于东北电力大学获得硕士学位,2015 年于河海大学获得博士学位,现为郑州轻工业大学电气信息工程学院副教授,主要研究方向为电气设备状态检测与故障诊断。
E-mail: 2004074@ zzuli. edu. cn

Zhang Zhiyan (Corresponding author) received her M. Sc. degree from Northeast Electric Power University in 2004, Ph. D. degree from Hohai University in 2015, respectively. Now she is an associate professor of the School of Electrical Information Engineering of Zhengzhou University of Light Industry. Her main research interests include state detection and fault diagnosis of electrical equipment.