DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.11.006

基于GPSO-MKCCA多源多域融合特征的断路器操动状态辨识方法

黄伟杰[1]， 刘会兰[1]， 赵书涛[1]， 杨嘉睿[2]， 常庚垚[1]
（1. 华北电力大学河北省输变电设备安全防御重点实验室，河北 保定 071003；2. 国网浙江省电力有限公司经济技术研究院，杭州 310000）

摘要：高压断路器状态信息体现在其操作时伴随的声音、振动和电流信号时频变化中。提出一种基于分群粒子群优化—多重集核典型相关分析(GPSO-MKCCA)提取多源多域融合特征的断路器操动机构状态辨识方法。首先，对断路器声音信号通过Fast KICA进行盲源分离，进而对声音和振动信号进行围线积分双谱分析提取双谱特征，同时将声音和振动信号转化为三维时频分布图，从时间和频率两个维度捕捉时频特征，再根据断路器操动过程中冲击能量传递的变化提取时域特征；然后提出基于GPSO-MKCCA的特征融合处理算法，将原始特征映射到高维空间提取非线性信息最大化变量间相关性；最后通过支持向量机(SVM)算法实现断路器操动机构状态辨识。实验表明，该方法显著提高了辨识准确率，对潜伏性故障类型也有较好的辨识效果。

关键词：高压断路器；双谱分析；多重集核典型相关分析；多源多域融合特征；操动状态

Circuit Breaker Operating Status Identification Method Based on GPSO-MKCCA Multi -source and Multi-domain Fusion Features

HUANG Weijie[1], LIU Huilan[1], ZHAO Shutao[1], YANG Jiarui[2], CHANG Gengyao[1]
(1. Hebei Provincial Key Laboratory of Power Transmission Equipment Security Defense, North China Electric Power University, Hebei Baoding 071003, China; 2. State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd. Economic and Technological Research Institute, Hangzhou 310000, China)

Abstract: The status information of high-voltage circuit breaker is reflected in the time-frequency variations of the sound, vibration, and current signals accompanying their operation. A status identification method of circuit breaker operating mechanism is proposed based on clustering particle swarm optimization multiset kernel canonical correlation analysis(GPSO-MKCCA) to extract multi-source and multi- domain fusion features. First, blind source separation is performed on the sound signal of the circuit breaker through Fast KICA, followed by contour integral bispectral analysis to extract bispectral features from the sound and vibration signals. At the same time, the sound and vibration signals are transformed into three-dimensional time-frequency distribution maps, capturing time-frequency features from both time and frequency dimensions. Then, time-domain features are extracted based on the changes of impact energy transfer during the operation of the circuit breaker.After that, a feature fusion processing algorithm based on GPSO-MKCCA is proposed, which maps the original features to high-dimensional space to extract nonlinear information and maximize the correlation between variables.Finally, the status identification of the operating mechanism of the circuit breaker is achieved through the support vector machine(SVM) algorithm. Experiments have shown that this method has significantly improved identification accuracy and has good identification performance for potential fault types.

Key words: high voltage circuit breakers; bispectral analysis; MKCCA; multi-source and multi-domain fusion features; operating status

收稿日期：2026-04-26； **修回日期：**2026-07-16

基金项目：国网浙江省电力有限公司科技项目资助(5700-202219436A-2-0-ZN)；中央高校基本科研业务费专项资金资助(2024MS106)。

Project Supported by Science and Technology Project of State Grid Zhejiang Electric Power Co.,Ltd.(5700-202219436A-2-0-ZN), Fundamental Research Funds For the Central Universities(2024MS106)。

0 引言

高压断路器正常运行是电力系统可靠操控的重要保障[1-2]。断路器操作的快速性决定了其动作过程会产生强烈能量冲击，如何科学利用能量冲击特征辨识断路器存在的机械故障是目前研究的热点问题之一[3]。断路器动作过程伴随声音和振动信号可由非侵入检测方法获得[4-6]。这些信号表现出非平稳和非线性特点，蕴含了丰富机械状态信息[7-8]。储能电机电流信号反映电机和储能机构工作情况。控制线圈电流对二次回路和分合闸过程异常敏感[9]。运用单一特征难以准确描述断路器状态，而过多特征又会导致不利于计算的特征维度灾难，影响故障诊断效率。因此，科学的数据特征融合及特征值寻优过程非常关键。

目前多信息融合故障诊断研究集中于声—振联合、振—电联合分析或单一信号的多域特征联合分析。文[10]对声音信号进行S变换以及对振动信号进行变分模态分解构造声振联合特征对断路器进行故障诊断。文[11]提取分合闸线圈电流和振动信号时间参数特征诊断断路器故障。振动信号倒频谱分析和相空间重构提取频域和相空间域特征，结合电机电流特征构建多域联合特征，对断路器储能状态辨识。仅仅将多域特征组合成高维特征，增加了时间开销诊断效率无法保证。此外，利用单一信号进行故障诊断对部分相似故障辨识效果欠佳。振动信号检测轴向引起的振动，声音信号能反映振动源不同方向的操动信息，二者结合是对机械动作信息的相互补充，以分合闸线圈电流辅之，能够包含铁心、传动机构卡涩等潜伏性故障信息。现有文献对多源信号特征间的联系分析研究较少，优选信号多域特征是全面地描述断路器状态的必经之路，同时提高融合特征的特异性。

双谱是信号3阶累积量的二重傅里叶变换，从更高阶概率结构表征随机信号，理论上能够完全抑制高斯噪声，适用于分析断路器的振动和声音信号。对不同故障双谱非线性特征表现出良好的区分能力。时频分析可以体现信号在时域与频域的联合分布信息。从多域角度挖掘故障特征，对相似故障和潜伏性故障获取其高辨识度特征。近年来用于分析断路器状态的多特征融合方法有[12-13]：D-S证据理论、特征融合神经网络、PCA。多重集核典型相关分析(MKCCA)能够有效去除特征之间的冗余信息，在高维空间寻找特征量之间的相关性，融合不同信号源的特征得到更具鉴别力的特征。

基于Fast KICA算法结合高压断路器操动过程伴随声音、振动和电流信号的时频和双谱域变换，提出分群粒子群优化—多重集核典型相关分析(GPSO-MKCCA)方法融合断路器多源多域特征，引入分群粒子群(grouped particle swarm optimization，GPSO)优化MKCCA参数，并结合SVM分类器的断路器操动状态辨识方法，最后通过对ZN-63型高压断路器进行典型操动故障识别验证了方法的有效性。

1 高压断路器操动状态辨识流程

通过融合振动和声音信号的多域特征辅以电流信号特征构建断路器操动机构状态的多源多域融合特征，能够兼顾机械及电气特征，直接表征操动机构状态。基于多源多域融合特征的的断路器操动状态辨识新方法流程见图1。

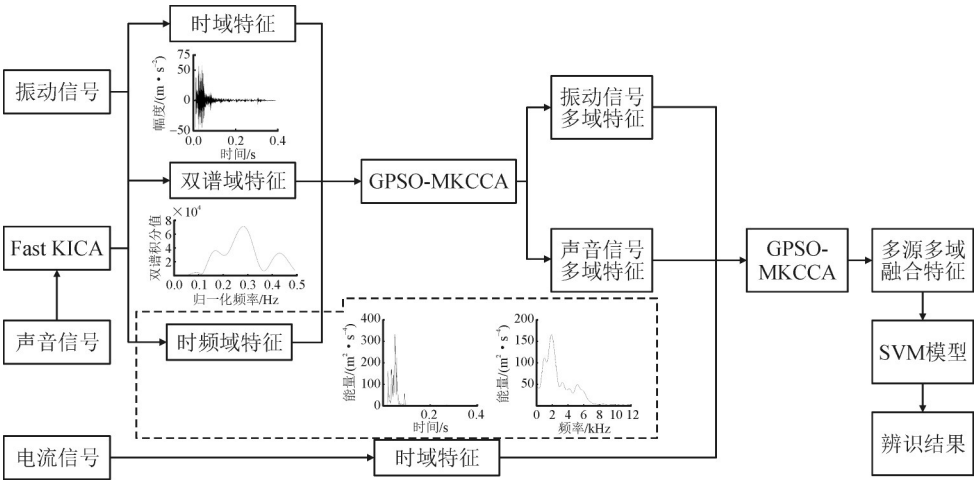


图1 高压断路器操动机构状态辨识流程图

Fig. 1 Flow chart for status identification of operating mechanism of high voltage circuit breaker

利用双谱与时频域分析操动过程伴随的声音和振动信号，兼顾相位与时频分布信息，提取时域、双谱域和时频域特征通过GPSO-MKCCA方法分别融合声音和振动信号的多域特征，进而提取电流信号时域特征，构建联合声—振—电信号多域特征，作为操动机构该运行状态的指纹特征。最后，通过SVM对所提取的特征量进行状态辨识。

2　声—振—电信号处理与特征提取方法

2.1　声音信号处理

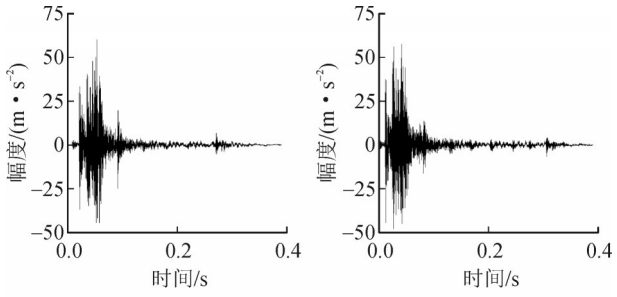
高压断路器运行环境复杂，存在人员声音和环境干扰，将采集的声音信号直接用于故障诊断难以正确辨识实际断路器运行状态。因此，引入快速核独立分量分析(Fast KICA)对声音信号进行盲源分离[14]。

引入高斯径向基核函数，利用Hilbert-Schmidt独立性判决准则(HSIC)作为衡量变量统计独立性的目标函数，通过牛顿类法对极小化该目标函数，对混合矩阵进行分离。采用不完全Cholesky分解方法来提高计算性能，对于非线性信号具有较强的处理能力以及抗噪声能力。最后将分离信号与模板库信号进行匹配，分离出原始断路器声音信号。

2.2　声音和振动信号多域特征提取

2.2.1　时域特征

断路器声音和振动信号是同源信号，都是由断路器操动过程中撞击事件产生的数个瞬态子波经介质传播叠加形成。声音和振动信号时域波形见图2。



(a) 声音信号时域波形　　(b) 振动信号时域波形

图2　声音和振动信号时域波形

Fig. 2　Time domain waveform of sound and vibration signals

时域波形中含有大量操动过程状态信息，通过样本熵和排列熵描述操动机构不同状态下声音和振动信号的能量传递变化规律[15-16]。各特征定义如下。

1)样本熵。样本熵计算过程简单，是描述信息复杂程度的基本指标，其在噪声和干扰下表现出良好的稳定性，适用于富含噪声的声音和振动信号。

给定长度为N的时间序列X，按顺序组成m维矢量$\boldsymbol{X}(i)$，则样本熵为

$$S_{\mathrm{E}}(m,r,N)=-\ln\frac{B^{m+1}(r)}{B^{m}(r)} \tag{1}$$

式(1)中：m为嵌入维度；r为相似容限；$B^{m}(r)$通过计算样本点数间距离小于r的个数与矢量总数之比的均值确定。

2)多尺度排列熵。排列熵适用于单一尺度动力学突变检测，多尺度排列熵通过粗粒化计算其排列熵值，放大了断路器不同状态下声音和振动信号中微小且复杂的动力学变化。作为声音和振动信号特征辨识断路器状态效果较好。通过对长度为N的时间序列X进行粗粒化处理进而进行时间重构，依据各元素数值大小排序，建立各元素所在列索引，按照重构后分量索引得到不同符号序列，在嵌入维数为m的时间序列中存在$m!$种排列。则k种不同符号序列出现的概率为$P_1,P_2,\cdots,P_{\mathrm{S}}$，则定义排列熵为

$$P_{\mathrm{E}}(m)=-\sum_{i=1}^{s}P_i\ln P_i \tag{2}$$

则归一化多尺度排列熵为

$$P_{\mathrm{E}}(m)=\frac{P_{\mathrm{E}}(m)}{\ln(m!)} \tag{3}$$

2.2.2　双谱域特征

断路器测试现场分布着外界环境产生的高斯噪声，双谱对高斯有色噪声具有免疫能力，相比于功率谱最大的特点就是包含信号相位信息。非线性系统的信号在频率间会产生耦合现象，表现为在双频率坐标下的双谱分析图上出现较高谱峰[17]。直接进行双谱估计过程如下：

把离散信号$\{x(n),n=0,1,\cdots,N\}$分成K段，每段有M个采样点，记作$x^{(k)}(m),0\leqslant m\leqslant M-1,k=1,2,\cdots,K$，允许两段相邻信号段重叠。对信号进行离散傅里叶变换

$$x^{(k)}(\lambda)=\frac{1}{M}\sum_{m=0}^{M-1}x^{(k)}(m)\mathrm{e}^{\frac{-\mathrm{j}2\pi\lambda n}{M}}\quad \lambda=0,\ 1,\ \cdots,\ M/2 \tag{4}$$

对离散傅里叶变换系数进行三重相关计算

$$\hat{b}(\lambda_1,\lambda_2)=\frac{1}{\Delta_0^2}\sum_{i=-L_1}^{L_2}\sum_{j=-L_1}^{L_2}X^{(k)}(\lambda_1+i)X^{(k)}(\lambda_2+j)X^{(k)}(-\lambda_1-\lambda_2-i-j) \tag{5}$$

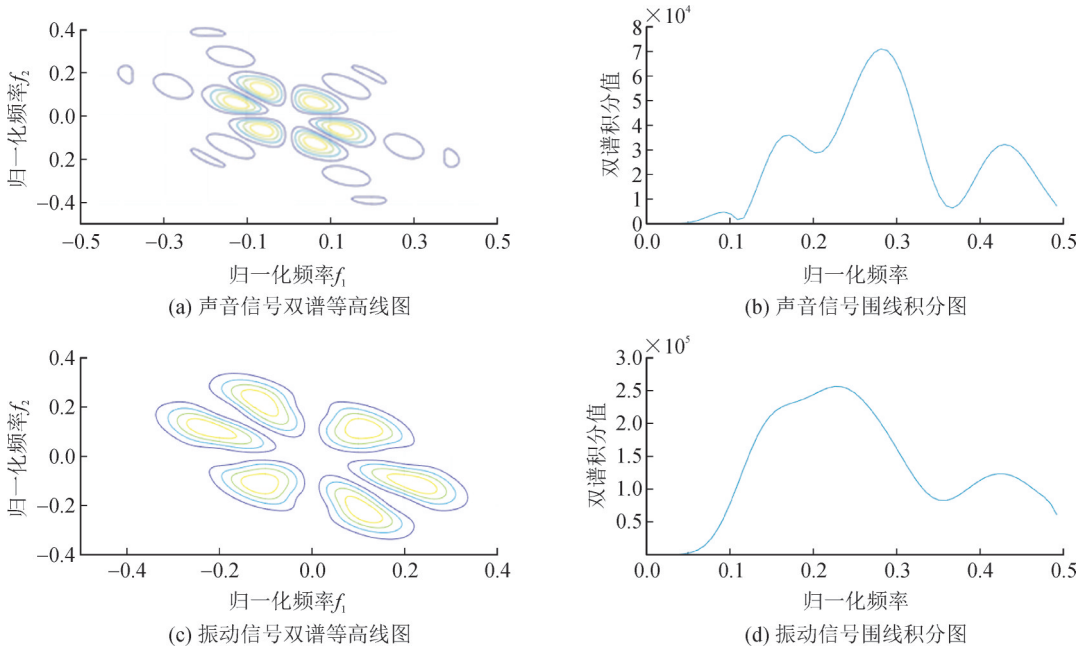
式(5)中：i,j为信号的延迟点数；$k=1,2,\cdots,K$；$0\leqslant\lambda_2\leqslant\lambda_1$；$\lambda_1+\lambda_2\leqslant f_{\mathrm{s}}/2$；$\Delta_0=f_{\mathrm{s}}/N_0$，为双谱域内频率采样点数间隔，且$N_0$与$L_1$满足$M=(2K_1+1)N_0$。

根据K段双谱加和平均值得到直接双谱估计

$$\hat{B}(\omega_1,\omega_2)=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\hat{b}_k(\omega_1,\omega_2) \tag{6}$$

式(6)中：$\omega_1=\frac{2\pi f_s}{N_0}\lambda_1$；$\omega_2=\frac{2\pi f_s}{N_0}\lambda_2$。

围线积分双谱估计法比一般的双谱估计法遏制高斯白噪声能力更强，保证双谱估计值完整性，并且不会重复使用双谱估计值，计算结果降至一维。断路器正常合闸时振动和声音信号双谱图及围线积分曲线见图3。



(a) 声音信号双谱等高线图　(b) 声音信号围线积分图

(c) 振动信号双谱等高线图　(d) 振动信号围线积分图

图3　声音和振动信号双谱和围线积分图

Fig. 3　Bispectrum and contour integral plot of sound and vibration signals

对围线积分双谱估计波形提取模糊熵和信息熵作为声音和振动信号双谱域特征值。

模糊熵和信息熵结合评估围线积分双谱估计波形的复杂程度，随着故障类型的改变和操动过程的进行，频率间耦合程度加剧，体现在双谱幅值的改变，双谱信息量增大，势必体现在模糊熵和信息熵的变化[18]。

对于给定长度为N的离散序列X，其模糊熵为

$$F_E(m,n,r,N)=\ln\frac{\varphi^m(n,r)}{\varphi^{m+1}(n,r)} \tag{7}$$

式(7)中：m为嵌入维度；r为相似容限；n为模糊边界的梯度；$\varphi(n,r)$为模糊评价函数。

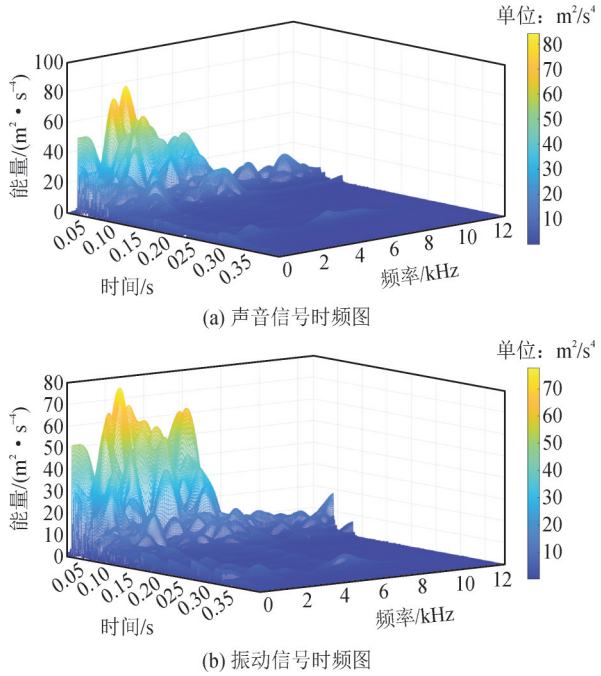
信息熵可以表示为

$$I_E=-\sum_{i=1}^{n}P_i\ln P_i \tag{8}$$

式(8)中，P_i=$P(x_i)$，为X幅值出现的概率，其中i=1，2，…，N。

2.2.3　时频域特征

短时傅里叶变换(STFT)是经典的时频分析方法，能够在时频域内观察信号随时间和频率变化的信息，描述信号在不同时间和频率的能量密度或强度。利用时频边缘性质，通过时间边缘积分和频率边缘积分从时间和频率维度量化经STFT分析的时频图，从而获得信号在时间和频率维度的信息。断路器正常合闸时声音和振动信号时频图见图4。



(a) 声音信号时频图

(b) 振动信号时频图

图4　声音和振动信号时频图

Fig. 4　Time-frequency diagram of sound and vibration signals

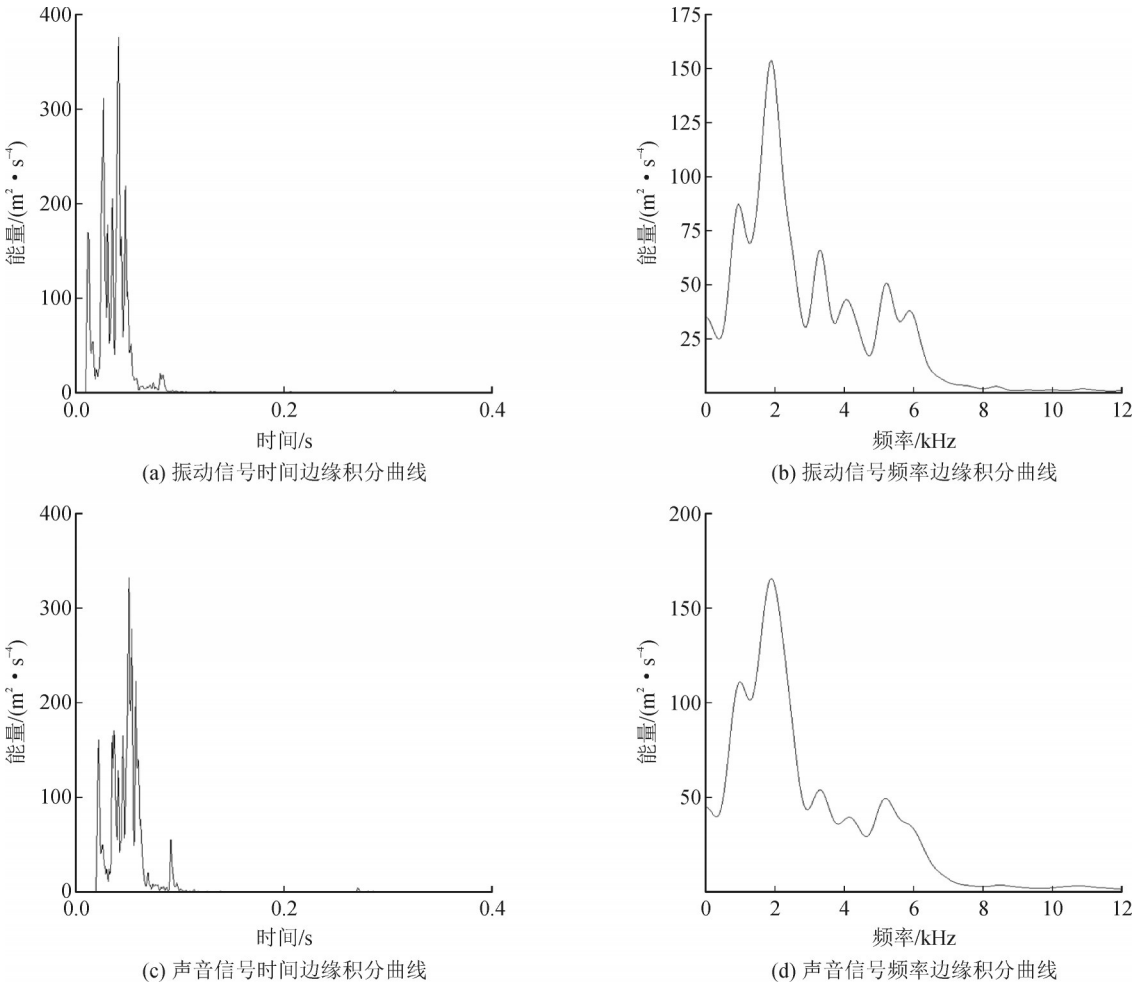
时间边缘积分曲线$M(t)$通过对时频图沿着频率轴积分获得，描述了信号能量随时间变化规律，其定义为

$$M(t)=\frac{1}{2\pi}\sum_{\omega}AD(t,\omega)=\left|s(t)\right|^2 \tag{9}$$

频率边缘积分曲线$M(\omega)$通过对时频图沿着时间轴积分获得，描述了信号能量随频率变化规律，其定义为

$$M(\omega)=\sum_{t}AD(t,\omega)=\left|s'(\omega)\right|^2 \tag{10}$$

断路器振动和声音信号的时间、频率边缘积分曲线见图5。



(a) 振动信号时间边缘积分曲线　(b) 振动信号频率边缘积分曲线

(c) 声音信号时间边缘积分曲线　(d) 声音信号频率边缘积分曲线

图5　声音和振动信号边缘积分曲线

Fig. 5　Signal edge integral curve of sound and vibration signals

峭度K_p对信号中的冲击成分敏感，其值表示信号包络的尖峰度，用于刻画瞬态波形冲击变化特征，将时间、频率边缘积分曲线的峭度值作为声音和振动信号的时频域特征[19]。

$$K_p=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{x_i-\bar{x}}{\delta} \tag{11}$$

2.3　电流信号时域特征提取

断路器分合闸线圈回路事关分合闸性能，当分合闸线圈出现异常时，甚至会导致分合闸失败。线圈电流反映铁心运动状态以及部分操动机构的故障信息。断路器合闸线圈电流见图6。

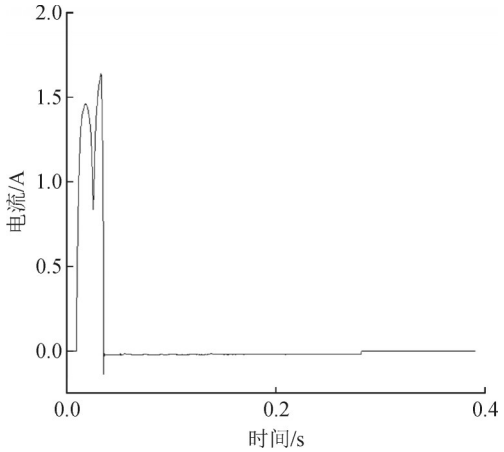


图6　电流信号时域波形

Fig. 6　Time domain waveform of current signal

由于电流信号的时间特征在各运行状态中差距较小[20]，提取线圈电流峭度、偏度作为全局特征，二者共同作为操动机构状态的另一类时域特征。偏度定义如下：

偏度用于度量统计数据分布偏斜方向和程度，是理想对称概率分布不对称性的度量，是反映随机变量概率分布偏离正态分布程度的数字特征。对于样本X，偏度定义为样本的三阶标准化矩，记为$P(X)$

$$P(X)=E\left[\left(\frac{x-\mu_0}{\sigma_0}\right)^2\right] \tag{12}$$

式(12)中：x为电流信号瞬时值；μ_0为信号均值；σ_0为标准差。

3 多源多域的特征融合方法

典型相关分析(CCA)是经典的多元统计分析方法，旨在研究两组随机变量之间的相关性问题，但在处理非线性问题时难以达到预计效果。MKCCA引入多组特征及核函数，将随机变量通过核函数映射到高维空间，进而有效提取多组非线性信息，对高维特征进行降维，避免了维数灾难。此外，实现了从两组特征推广到了多组特征[21]。计算步骤如下：

1)假设三组随机变量X、Y、Z，是待求的投影方向。将样本集通过核函数映射到高维空间，采用高斯径向基函数

$$k(x,y)=\exp\left[-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right] \tag{13}$$

式(13)中，σ为带宽。

$$\begin{cases}\boldsymbol{\phi}(x)=[\phi(x_1^*),\phi(x_2^*),\cdots,\phi(x_p^*)]\\ \boldsymbol{\phi}(Y)=[\phi(y_1^*),\phi(y_2^*),\cdots,\phi(y_p^*)]\\ \boldsymbol{\phi}(Z)=[\phi(z_1^*),\phi(z_2^*),\cdots,\phi(z_p^*)]\end{cases} \tag{14}$$

2)根据核函数定义，求取核矩阵$\boldsymbol{K}_x$、$\boldsymbol{K}_y$、$\boldsymbol{K}_z$

$$\begin{cases}\boldsymbol{K}_x=\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(X)\boldsymbol{\phi}(X)\\ \boldsymbol{K}_y=\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(Y)\boldsymbol{\phi}(Y)\\ \boldsymbol{K}_z=\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(Z)\boldsymbol{\phi}(Z)\end{cases} \tag{15}$$

3)根据求得的核矩阵$\boldsymbol{K}_x$、$\boldsymbol{K}_y$、$\boldsymbol{K}_z$和$\boldsymbol{\alpha}=\boldsymbol{\phi}(X)\boldsymbol{a}$、$\boldsymbol{\beta}=\boldsymbol{\phi}(Y)\boldsymbol{b}$,$\boldsymbol{\gamma}=\boldsymbol{\phi}(Z)\boldsymbol{c}$。同时，为了避免矩阵奇异的影响，引入正则化参数$K$，则约束条件可以写成

$$\begin{cases}\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}{}_{\phi(X)}K_xK_x\boldsymbol{a}_{\phi(X)}+k_x\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}{}_{\phi(X)}K_xK_x\boldsymbol{a}_{\phi(X)}=1\\ \boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}{}_{\phi(Y)}K_yK_y\boldsymbol{b}_{\phi(Y)}+k_y\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}{}_{\phi(Y)}K_yK_y\boldsymbol{b}_{\phi(Y)}=1\\ \boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}{}_{\phi(Z)}K_zK_z\boldsymbol{c}_{\phi(Z)}+k_z\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}{}_{\phi(Z)}K_zK_z\boldsymbol{c}_{\phi(Z)}=1\end{cases} \tag{16}$$

4)通过拉格朗日乘数法求取目标函数最大时参数$\boldsymbol{a}$、$\boldsymbol{b}$、$\boldsymbol{c}$的值，进而得到所有典型投影向量$\boldsymbol{\alpha}_{\phi(X)}$、$\boldsymbol{\beta}_{\phi(Y)}$、$\boldsymbol{\gamma}_{\phi(Z)}$，构建典型投影矩阵$\boldsymbol{W}_x$、$\boldsymbol{W}_y$、$\boldsymbol{W}_z$，通过并行融合得到新的融合特征$P$

$$P=\boldsymbol{W}_x^{\mathrm{T}}X+\boldsymbol{W}_y^{\mathrm{T}}Y+\boldsymbol{W}_z^{\mathrm{T}}Z \tag{17}$$

由于试验采集的信号受到运行环境及设备影响，每次融合时固定参数影响融合特征辨识效果。GPSO-MKCCA算法利用GPSO算法对MKCCA正则化参数k和高斯径向基函数参数σ进行优化。避免对不同信号采用相同正则化参数，导致矩阵非奇异影响融合特征质量，大幅提升融合特征特异性。GPSO为避免陷入局部最优问题，将粒子群一分为二，分别用于全局搜索和局部搜索，粒子位置的更新公式为[22]

$$X_{id}^{k+1}=X_{id}^{k}+v_{id}^{k+1} \tag{18}$$

式(18)中：k为迭代次数；i为粒子的序列号；d为数据维度；v_{id}为粒子群速度。

全局搜索粒子群速度更新公式为

$$v_{id}^{k+1}+\mathrm{rand}(0,v_{\max}) \tag{19}$$

式(19)中，$v_{\max}$为全局搜索粒子群最大速度。

局部搜索粒子群速度更新公式为

$$\begin{aligned}v_{id}^{k+1}+\mu v_{id}^{k}+e_1\xi(P_{id}^{k}-X_{id}^{k})+e_2\eta(P_{gd}^{k}-X_{id}^{k})+\\ e_3\eta(P_{sd}^{k}-X_{id}^{k})\end{aligned} \tag{20}$$

式(20)中：μ是惯性权重；e_1、e_2、e_3为学习因子；ξ、η为介于(0,1)之间的随机数；P_{id}是粒子群搜索到的历史最优解；P_{gd}是整个群体搜索到的最优解；P_{sd}是全局搜索粒子群的全局历史最优解。

4 操动状态辨识方法

SVM将问题转化为求解凸二次规划的问题，对小样本情况有良好的处理能力。为解决样本集线性不可分问题，加入松弛变量和惩罚因子并通过核函数将样本映射到高维空间，使其线性可分，构造最优分类超平面，采用高斯径向基函数作为核函数，转化为约束问题为

$$\begin{cases}\min\dfrac{1}{2}\|\omega\|^2=C\displaystyle\sum_{i=1}^{n}\delta_i\\ \text{s.t. } y_i(\omega x_i+b)\geqslant 1-\delta_i\end{cases} \tag{21}$$

结合拉格朗日函数，非线性支持向量机分类器可表示为

$$f(x)=\mathrm{sgn}\left[\sum_{i=1}^{n}a_iy_ik(x_i,x)+b\right] \tag{22}$$

式(21)、(22)中：ω为超平面的权系数；C为惩罚因子；δ_i为松弛变量，$\delta_i\geqslant 0$；b为分类阈值；a_i为在样本训练中得到的拉式乘子；$k(x_i,x)$为核函数。

利用SVM对经过GPSO-MKCCA算法融合的多源多域融合特征进行分类，适合小样本情况下的断路

器操动机构状态辨识。

5　实验结果分析

5.1　测试实验与样本获取

以10 kV弹簧操作机构的ZN-63型高压断路器为对象，建立高压断路器操动及故障模拟实验平台见图7。由AD50S型振动传感器、0.2级开口式电流传感器、F41型声音传感器、开关状态操控设备、信号采集装置以及上位机组成。

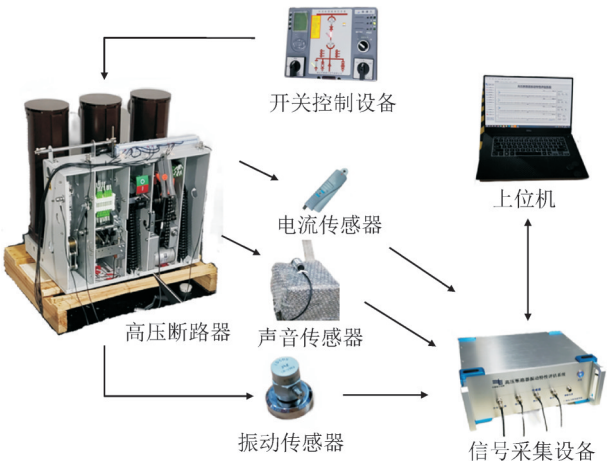


图7　实验平台示意图

Fig. 7　Schematic diagram of experimental platform

高压断路器的分、合闸和储能状态通过开关状态操控设备控制，振动传感器通过强磁底座吸附于在操动机构顶壁中部，声音传感器放置于振动传感器旁边，以减少介质传播过程中信号衰减及干扰，钳形电流传感器夹在电流控制线圈。电流启动瞬间启动数据采集装置，同时采集声音、振动和电流信号，上位机采用I5CPU、16 G内存的便携加固工控机，设置采样率为25.6 kHz。

实验采集断路器正常合闸、轴销脱落、合闸铁心卡涩与基座松动4种运行状态的振动、声音和电流信号。各种断路器运行状态通过如下方式模拟：通过摘除连接轴销模拟轴销脱落故障；通过在合闸铁心中混入异物模拟合闸铁心卡涩故障；通过松动实验断路器的地脚螺栓模拟基座松动故障。对4种状态各重复进行50次实验，得到200组声音、振动和电流信号，构成高压断路器数据样本库。

5.2　多源多域融合特征提取

首先对采集的声音信号通过Fast KICA算法进行盲源分离，断路器运行现场常见的噪音有工作人员说话声音以及打雷声音。因此，通过随机矩阵混合3种源信号，利用Fast KICA算法分离出断路器声音信号见图8，进而与模板库中的信号进行匹配，可以得到分离信号1是现场工作人员的声音，分离信号2是断路器声音信号，分离信号3是打雷的声音。从实验结果可以看出该方法可以有效的实现这3路信号的分离且分离效果较好。

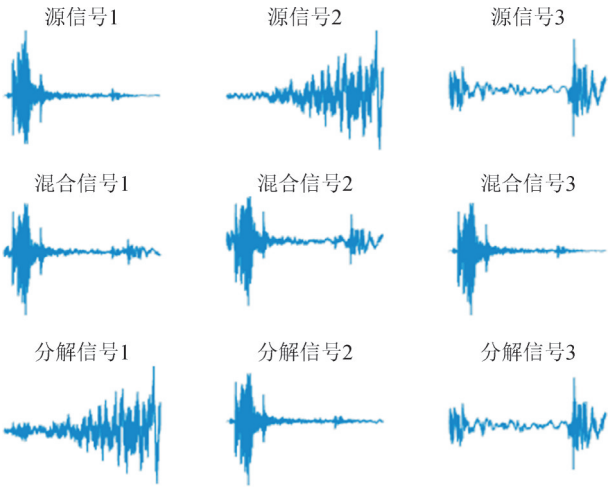


图8　断路器声音信号的盲源分离

Fig. 8　Blind source separation of circuit breaker sound signal

提取样本库数据声音和振动信号的时域、双谱域和时频域特征以及电流信号的时域特征，见表1。

表1　断路器声—振—电特征

Table 1　Sound-vibration-electrical characteristics of circuit breakers

信号	特征类别	特征量	
振动信号，声音信号	时域特征	样本熵S_E	
		多尺度排列熵P_E	
	双谱域特征	围线积分	模糊熵F_E
			信息熵I_E
	时频域特征	时间边缘积分	峭度K_{p1}
		频率边缘积分	峭度K_{p2}
电流信号	时域特征	峭度K_{p3}	
		偏度K_s	

取样本库50%数据作为训练集，其余数据作为测试集。然后，将测试集与训练集交换，进行交叉试验。通过GPSO寻优算法得到MKCCA算法中的参数σ为4.937和k为0.387。首先需要分别对声音和振动信号的多域特征通过并行融合生成多域融合特征，其次对声音、振动信号的融合特征辅以电流信号时域特征生成多源多域融合特征作为断路器该运行状态的指纹特征。由于篇幅限制以振动信号为例，通过表2展示部分振动信号特征。

将提取的声音和振动信号多域特征通过GPSO-MKCCA算法融合，融合后数据见表3。多域融合特征在各运行状态间存在较大差异，使断路器多域融合特征在各状态之间具有特异性分布。将声音和振动信号多域特征联合电流信号时域特征构建四维多源多域融合特征。

表2 振动信号多域特征

Table 2 Multi domain characteristics of vibration signals

运行状态	多域特征					
	S_E	P_E	F_E	I_E	K_{p1}	K_{p2}
正常合闸	0.137 8	0.957 0	2.021 8	3.030 9	4.804 7	45.195 4
轴销脱落	0.013 0	0.503 0	2.875 7	3.215 7	6.836 0	75.212 0
铁心卡涩	0.094 7	0.879 5	2.133 1	2.839 1	4.998 0	49.222 0
基座松动	0.461 7	0.923 7	3.234 3	3.329 6	18.580 2	22.700 0

表3 多源多域融合特征

Table 3 Multi source and multi domain fusion features

信号	多源多域融合特征			
	正常合闸	轴销脱落	铁心卡涩	基座松动
振动信号	−3.607 2	1.278 6	−7.040 2	3.766 8
声音信号	2.121 4	−4.672 7	0.262 4	−0.298 4
电流信号	3.831 4	3.224 0	3.434 2	2.261 0
	−0.851 4	−0.364 6	−0.532 0	−0.311 2

5.3 辨识结果分析

选取样本库中65%多源多域融合特征作为训练集，其余数据作为测试集，利用SVM辨识断路器操动机构状态，辨识结果见图9。此外，通过分别采用振—电时域融合特征、振动信号时域、时域频域融合特征辨识准确率来验证多源多域融合特征的优越性。显然，多源多域融合特征辨识准确率优于其余两种特征。并且通过实验测试，融合多源多域特征相较于其他融合特征在时间开销上仅仅增加0.049 s，但辨识准确率得到显著提高，并且对于较难区分的潜伏性故障也有较好的辨识能力。

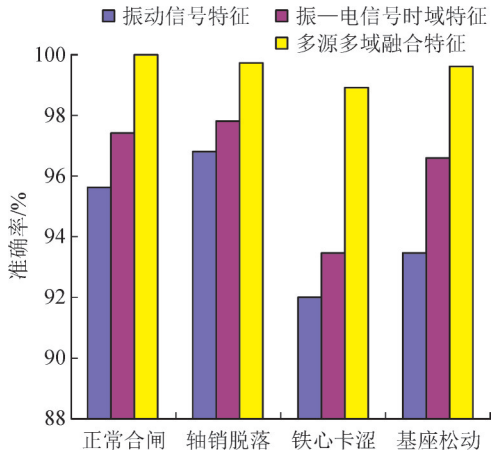


图9 3种特征辨识结果

Fig. 9 Identification results of three types of feature

为了进一步验证基于多源多域融合特征的SVM辨识模型效率，对提取的断路器运行状态指纹特征选用SVM、KNN和BP神经网络对比识别效果。取ZN63型高压断路器声—振—电样本库中65%数据用于训练模型，其余35%数据用于测试。对各类模式识别方法输入指纹特征，各类方法识别率见表4。相较于KNN和BP神经网络SVM辨识能力较强。其中对于正常运行状态有较好的识别能力，合闸铁心卡涩故障只是导致某些部件能力传递延迟，但动静触头之间碰撞的过程和能量与正常状态相差较小，仅仅基于振动信号或者声音信号的诊断方法对于该类故障判别准确率较低，通过GPSO-MKCCA联合声音、振动和电流信号生成断路器多源多域融合特征对该类故障有较好的辨识能力。

表4 状态辨识方法准确率

Table 4 Accuracy of state identification methods

运行状态	故障诊断准确率%		
	KNN	BP神经网络	SVM
正常合闸	91.0	93.0	100.0
轴销脱落	90.0	91.0	98.0
合闸铁心卡涩	88.0	90.0	97.0
基座松动	89.0	93.0	99.0
综合评估	89.5	91.75	98.5

6 结论

断路器操动过程伴随着复杂能量变化，体现在声音、振动和电流信号中。提出一种利用断路器多源信号及其多域特征辨识操动机构运行状态的方法。

1)断路器操动机构运行状态变化使得频率间耦合程度改变，提取声音和振动信号的时域、双谱域、时频域特征刻画断路器非线性、非高斯成分能量分布变化，加以电流信号特征包含更多操动机构信息，全面刻画断路器操动状态。

2)提出GPSO-MKCCA特征融合算法，在高维空间寻求多源多域特征间的非线性信息，从而以最相关程度融合多源多域特征，形成断路器操动机构运行状态的指纹特征对各运行状态表现出特异性，综合各特征量所反映的断路器运行状态信息，使得辨识结果准确性大大提升。

3)通过Fast KICA算法实现断路器声音信号盲源分离，构建声—振—电多源多域融合特征，全面刻画断路器故障信号的细节特征，提高辨识方法的抗干扰能力与准确性。相较于基于单信号源和多信号源单域特征的故障诊断方法，辨识准确性显著提高，并且对于合闸铁心卡涩这类潜伏性故障有较好的辨识效果。

参考文献：

[1] 余银钢，潘天红.新型双机构快速机械开关断路器结构与性能分析[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(20)：144-153.
Yu Yingang，Pan Tianhong.Structure and performance analysis of a new type of fast mechanical switch circuit breaker with a double mechanism[J]. Power System Protection and Control，2024，52(20)：144-153.

[2] 李燕燕，张　杰，王俊伟.真空断路器弹簧操动机构分闸弹簧的优化设计方法[J]. 电器与能效管理技术，2024(9)：29-33.
Li Yanyan，Zhang Jie，Wang Junwei.Optimal design method for opening spring of vacuum circuit breaker spring operating mechanism[J]. Electrical & Energy Management Technology，2024(9)：29-33.

[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] 涂嘉毅，关向雨，赵俊义，等.基于SVD-IACMD的GIS振动信号去噪算法[J]. 电力工程技术，2024，43(6)：163-172.
Tu Jiayi，Guan Xiangyu，Zhao Junyi，et al.GIS vibration signal denoising algorithm based on SVD-IACMD[J]. Electric Power Engineering Technology，2024，43(6)：163-172.

[5] 李辰辉，褚继峰，龙　潇，等.基于弧触头接触振动特征分析的高压SF_6断路器电寿命在线监测方法[J]. 电工技术学报，2024，39(15)：4883-4895.
Li Chenhui，Chu Jifeng，Long Xiao，et al.Online monitoring method of electrical life of high voltage SF_6 circuit breaker based on analysis of arcing contact vibration characteristics[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2024，39(15)：4883-4895.

[6] 何　龙，朱咏明，马金财.基于改进峭度图和GoogLeNet的GIS内置互感器铁磁谐振辨识[J]. 电力电容器与无功补偿，2024，45(6)：50-58.
He Long，Zhu Yongming，Ma Jincai. Ferromagnetic resonance identification of built-in instrument transformer for GIS based on improved kurtosis graph and GoogLeNet[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation，2024，45(6)：50-58.

[7] 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.

[8] Miao Di.Research on fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on support vector machine[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence，2019，33(6)：603-608.

[9] 李佐胜，彭　佳，董　凯，等. 基于断路器线圈电流波形的分合闸时间估算方法[J]. 高压电器，2016，52(9)：46-49.
Li Zuosheng，Peng Jia，Dong Kai，et al. Method to estimate the opening/closing time of circuit breaker based on coil current waveform[J]. High Voltage Apparatus，2016，52(9)：46-49.

[10] 董　耀，陈　云，樊万昌，等. 高压断路器声纹及振动熵特征联合的GWO-KFCM故障诊断[J]. 高压电器，2023，59(3)：53-60.
Dong Yao，Chen Yun，Fan Wanchang，et al. GWO-SVM fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on sound texture and vibration entropy characteristics[J]. High Voltage Apparatus，2023，59(3)：53-60.

[11] 万书亭，李　聪，豆龙江，等. 基于振电结合的高压断路器特征提取及分类方法研究[J]. 华北电力大学学报，2019，46(4)：31-38.
Wan Shuting，Li Cong，Dou Longjiang，et al.Study on the signal feature extraction and classification of high voltage circuit breaker based on vibration signal and current signal[J]. Journal of North China Electric Power University，2019，46(4)：31-38.

[12] 林湘宁，刘　畅，汪致洵，等. 基于动态权重修正D-S证据理论的最后断路器多判据保护跳闸策略[J]. 中国电机工程学报，2018，38(9)：2609-2621.
Lin Xiangning，Liu Chang，Wang Zhixun，et al.Tripping strategy of multi criteria of last breaker protections based on dynamic weight correction D-S evidence theory[J]. Proceedings of the CSEE，2018，38(9)：2609-2621.

[13] 王艳新，闫　静，王建华，等. 基于特征融合度量学习的高压断路器机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报，2022，43(9)：98-105.
Wang Yanxin，Yan Jing，Wang Jianhua，et al. Mechanical fault diagnosis for high voltage circuit breaker via a novel feature fusion metric learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2022，43(9)：98-105.

[14] 王扬程，关向雨，陈志鹏，等. 基于结构声强法的GIS机械振动传递特性[J]. 电工技术学报，2024，39(16)：5162-5171.
Wang Yangcheng，Guan Xiangyu，Chen Zhipeng，et al.Energy transfer characteristics of GIS mechanical vibration based on structural intensity method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society，2024，39(16)：5162-5171.

[15] 孙继平，余星辰. 基于CEEMD分量样本熵与SVM分类的煤矿瓦斯和煤尘爆炸声音识别方法[J]. 采矿与安全工程学报，2022，39(5)：1061-1070.
Sun Jiping，Yu Xingchen.Sound recognition method of coal mine gas and coal dust explosion based on CEEMD component sample entropy and SVM classification[J]. Journal of Mining and Safety Engineering，2022，39(5)：1061-1070.

[16] 李　瑞，范玉刚. 基于CEEMDAN多尺度排列熵和SO-RELM的高压隔膜泵单向阀故障诊断[J]. 振动与冲击，2023，42(5)：127-135.
Li Rui，Fan Yugang.Fault diagnosis of one-way valve of high-pressure diaphragm pump based on CEEMDAN multi-scale permutation entropy and SO-RELM[J]. Journal of Vibration and Shock，2023，42(5)：127-135.

[17] 李建鹏，赵书涛，夏燕青. 基于双谱和希尔伯特—黄变换的断路器故障诊断方法[J]. 电力自动化设备，2013，33(2)：115-119.
Li Jianpeng，Zhao Shutao，Xia Yanqing.Fault diagnosis based on bispectrum and Hilbert-Huang transform for circuit breaker[J]. Electric Power Automation Equipment，2013，33(2)：115-119.

(下转第90页)

Apparatus,2021,57(9):87-94.

[18] 刘 悦,黄新波. 基于YOLOv4和改进分水岭算法的绝缘子爆裂检测定位研究[J]. 电网与清洁能源,2021,37(7):51-57.
Liu Yue, Huang Xinbo. Research on insulator burst fault identification based on YOLOv4 and improved watershed algorithm [J]. Power System and Clean Energy,2021,37(7):51-57.

[19] 耿江海,孔迤萱,刘云鹏,等. 基于高光谱成像技术的复合绝缘子表面污秽状态检测实验平台设计[J]. 实验技术与管理,2022,39(3):176-181.
Geng Jianghai, Kong Yixuan, Liu Yunpeng, et al. Experimental platform design of composite insulator surface contamination detection based on hyperspectral imaging technology[J]. Experimental Technology and Management,2022,39(3):176-181.

[20] 李 静,杨小娟,刘树鑫,等. 污秽覆冰绝缘子动态闪络特性分析[J]. 科学技术与工程,2021,21(22):9378-9383.
Li Jing, Yang Xiaojuan, Liu Shuxin, et al. Analysis of dynamic flashover characteristics of polluted iced insulators[J]. Science Technology and Engineering,2021,21(22):9378-9383.

[21] 王远东,史文江,杨忠毅,等. 典型不溶污秽染污绝缘子在不同环境湿度下的吸水和闪络特性研究[J]. 绝缘材料,2021,54(5):92-97.
Wang Yuandong, Shi Wenjiang, Yang Zhongyi, et al. Moisture absorption and flashover properties of insulators polluted with typical non-soluble contaminates in various environment humidity [J]. Insulating Materials,2021,54(5):92-97.

[22] 汪 晓,万 能,宁 彦,等. 绝缘子清洗无人机的抗干扰跟踪控制[J]. 自动化与仪器仪表,2021(10):101-110.
Wang Xiao, Wan Neng, Ning Yan, et al. Anti-interference tracking and control of insulator cleaning drone[J]. Automation and Instrumentation,2021(10):101-110.

[23] 金 光. 基于纹理频谱的电气化铁路绝缘子劣损状态检测[J]. 自动化与仪器仪表,2021(6):22-30.
Jin Guang. Detection of deterioration status of electrified railway insulators based on texture spectrum[J]. Automation and Instrumentation,2021(6):22-30.

[24] 张 达,刘付琪,陈 昊. 基于泄漏电流吸引子相图的绝缘子污秽状态检测方法:CN202111384641. 8[P].2024-03-26.
Zhang Da, Liu Fuqi, Chen Hao. Detection method for insulator pollution state based on leakage current attractor phase diagram: CN202111384641. 8[P]. 2024-03-26.

[25] 马御棠,杨 坤,李谦慧,等. 基于高光谱成像技术的500 kV运行绝缘子污秽识别及可视化研究[J]. 云南电力技术,2021,49(1):14-19.
Ma Yutang, Yang Kun, Li Qianhui, et al. Research on recognition and visualization of 500 kV AC insulator contamination based on hyperspectral imaging technology[J]. Yunnan Electric Power, 2021,49(1):14-19.

刘 威(1988—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为输变电设备防污闪技术、复合外绝缘检测及故障诊断技术(通信作者)(E-mail:964563936@qq.com)。

于 杰(2001—),男,本科,助理工程师,主要研究方向为输变电设备智能运检新技术。

李晓光(1983—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为高电压外绝缘技术及电缆运检技术。

李 清(1989—),女,硕士,工程师,主要研究方向为输变电工程设计及运检新技术。

雷泽阳(1997—),男,本科,助理工程师,主要研究方向为复合绝缘子检测及老化评估。

(上接第51页)

[18] 韩 露,程 珩,励文艳,等. VMD模糊熵和SVM在柱塞泵故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造,2023,389(7):110-115.
Han Lu, Cheng Hang, Li Wenyan, et al.Application of VMD fuzzy entropy and SVM in plunger pump fault diagnosis[J]. Machinery Design & Manufacture,2023,389(7):110-115.

[19] 程红伟,陶俊勇,陈 循,等. 偏斜非高斯随机振动信号幅值概率密度函数研究[J]. 振动与冲击,2014,33(12):121-125.
Cheng Hongwei, Tao Junyong, Chen Xun, et al.Amplitude probability density function for skewed non - gaussian random vibration signals based on gaussian - mixture model[J]. Journal of Vibration and Shock,2014,33(12):121-125.

[20] 刘会兰,许文杰,赵书涛,等. 面向高压断路器故障分类的电流—振动信号类聚几何敏感特征优选方法[J]. 电工技术学报,2023,38(1):26-36.
Liu Huilan, Xu Wenjie, Zhao Shutao, et al. Optimization method of clustering geometric sensitive features of current vibration signals for fault classification of high voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(1):26-36.

[21] 许 洁. 基于典型相关分析的特征提取与应用[D]. 无锡:江南大学,2018.
Xu Jie.Feature extracion and application based on canonical correlation analysis[D]. Wuxi:Jiangnan University,2018.

[22] 毕立恒,朱彦齐. 基于分群粒子群算法的平面度误差评定研究[J]. 计量学报,2019,40(6):980-985.
Bi Liheng, Zhu Yanqi.Flatness error evaluation based on grouped particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2019,40(6):980-985.

黄伟杰(1999—),男,硕士研究生,主要研究方向为电力设备故障诊断与电寿命预测(E-mail:huangweijie0813@163.com)。

刘会兰(1986—),女,博士,高级实验师,主要研究方向为电力设备故障诊断、智能电器监测技术及分布式电源并网技术(通信作者)(E-mail:liuhuilan111@163.com)。

赵书涛(1967—),男,教授,博士,主要研究方向为电气设备在线监测与故障诊断(E-mail:shutaozhao@163.com)。