

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2614922

基于物理可解释性声特征的继电器电接触状态评估*

张 哲¹, 孙曙光², 王景芹¹, 胡雨辰³, 崔玉龙⁴

(1. 河北工业大学智能配用电装备与系统全国重点实验室 天津 300130; 2. 河北工业大学人工智能与数据科学学院 天津 300130; 3. 中国铁路设计集团有限公司 天津 300142; 4. 北京化工大学信息科学与技术学院 北京 100029)

摘 要:针对高压直流继电器在储能与电动汽车等场景下因频繁承受高电压大电流冲击导致触头电接触失效频发的问题,提出了一种基于物理可解释性声特征的继电器电接触状态评估方法。传统监测方法依赖直流回路法难以实现在线检测,而现有声振信号监测方法因缺乏退化机理支撑导致所提特征可解释性差。为此,构建了有限元(FEM)-边界元(BEM)联合振声仿真模型,揭示碰撞速度、接触压力、触头形貌对声信号的影响,据此提取了与多物理量强相关的高判别性声信号特征组。随后,融合物理先验知识构建动态-结构交互特征组,将隐式耦合关系显式表征为可解释指标,并在物理规律约束下实现特征增强。然后,提出基于统计相关性的全局-局部融合方法,全局层面基于信息量、多样性、互补性、稳定性四维度综合量化特征组贡献度;局部层面动态修正权重以适应时序异质性,有效捕捉退化阶段特征差异。最后,采用随机森林、决策树和 K 邻近构建集成分类器,实现电接触状态识别。结果表明,该方法所提特征与接触电阻相关性较梅尔频率倒谱系数明显提升,且该方法平均准确率达 90.65%。该方法提升了基于声信号的继电器退化过程分析能力,增强了其自适应性 with 评估可解释性,为继电器的健康管理提供了有效技术支撑。

关键词: 继电器; 特征提取; 电接触状态评估; 声信号

中图分类号: TM572.1 TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Evaluation of electrical contact state of relays based on physically interpretable acoustic features

Zhang Zhe¹, Sun Shuguang², Wang Jingqin¹, Hu Yuchen³, Cui Yulong⁴

(1. State Key Laboratory of Intelligent Power Distribution Equipment and System, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 3. China Railway Design Corporation, Tianjin 300142, China; 4. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: To address the prevalent electrical contact failure of high-voltage direct current relays, which is attributed to repeated exposure to high-voltage and large-current impacts in applications such as energy storage and electric vehicles, this article proposes a method for evaluating the electrical contact state of relays based on physically interpretable acoustic features. Traditional monitoring methods relying on the direct current circuit method are difficult to achieve online detection. Meanwhile, existing acoustic and vibration signal monitoring methods yield features with limited interpretability, as they lack grounding in degradation mechanisms. To address this issue, a finite element method (FEM)-boundary element method (BEM) coupled vibro-acoustic simulation model is formulated to elucidate the effects of collision velocity, contact pressure, and contact surface morphology on acoustic signals. Based on this, highly discriminative acoustic signal feature sets strongly related to multiple physical quantities are extracted. Subsequently, dynamic-structural interaction features are established by integrating physical prior knowledge, explicitly representing the implicit coupling relationship as interpretable indicators, and achieving feature enhancement under the constraints of physical laws. Then, a global-local fusion method grounded in statistical correlation is proposed. At the global level, the contribution degree for each of the feature sets is comprehensively quantified based on four dimensions, namely information content, diversity, complementarity, and stability. At the local level, weights are dynamically

收稿日期: 2026-02-02 Received Date: 2026-02-02

* 基金项目: 河北省中央引导地方科技发展资金项目(246Z2101G)、河北省教育厅科学研究项目(CXZX2026047)资助

adjusted to accommodate temporal heterogeneity, effectively capturing the feature differences in the degradation stages. Finally, an ensemble classifier is constructed using random forests, decision trees, and K-nearest neighbors to realize recognition of electrical contact states. The results show that the features proposed in this study exhibit a significantly stronger correlation with contact resistance compared to Mel frequency cepstrum coefficients, and the average accuracy of the proposed method reaches 90.65%. This method enhances the analysis capability of relay degradation process based on acoustic signals, strengthens its adaptability and interpretability of evaluation, and provides effective technical support for relay health management.

Keywords: relay; feature extraction; electrical contact status assessment; acoustic signal

0 引 言

随着可再生能源的高速发展,继电器面临着小型化、大功率、高可靠和长寿命的严峻挑战^[1-2]。在储能系统充放电及电动汽车碰撞等场景中,继电器需频繁承受高电压大电流冲击,并在紧急工况下快速切断电路以遏制故障扩散,这导致触头载荷持续加剧^[3]。据统计,触头电接触失效已成为继电器失效的主要模式,占比高达 80% 以上。研究表明,触头的运动特性和表面形貌侵蚀程度会影响其电接触状态,降低继电器可靠性^[4-5]。对继电器电接触状态的及时准确评估有助于制定合理的检查和更换策略,从而提高系统的整体稳定性。

传统直流回路法虽可实现对电接触状态参数的直接获取,然而在在线监测功能方面存在明显局限。相较而言,基于振声信号的非接触式测量技术展现出显著优势。近年来,已有文献将声音、振动时间序列信号应用于继电器状态监测方面^[6-7]。刘树鑫等^[8]以交流继电器振动信号为研究对象,提取了 17 个时域和频域的统计特征量,由于特征间冗余,需进一步采取特征选择与降维,以实现触头系统退化阶段的划分。游颖敏等^[9]尝试采用卷积神经网络的卷积操作提取声信号特征,导致电寿命预测值的错误率超过 20%,无法满足工程应用需求,进而提出采用梅尔频率倒谱系数(Mel frequency cepstrum coefficients, MFCCs)提取特征,以实现电寿命预测。上述研究由于缺乏退化机理的理论支撑,难以捕捉到与退化过程直接相关的关键信息,导致特征存在解释性差、评估准确性低且后续数据处理困难等问题。目前已有学者在其他领域基于 Hertz 接触理论进行声学仿真研究^[10]。Xiao 等^[11]利用有限元法(finite element method, FEM)构建了多球体弹性碰撞噪声辐射的数值模型,研究了不同因素对多球体碰撞噪声的影响。也有学者在此基础上根据实际工程问题,构建与之相对应的数学模型,建立了接触表面磨损程度与声学特性间的联系。Han 等^[12]采用 FEM 和边界元法(boundary element method, BEM)的仿真方法构建了振动-声场的耦合仿真,分析了嵌入式轨道在典型粗糙度激励下的声学特性,并通过实验进行了验证。因此,采用 FEM-BEM 联合仿真方法分析触头碰撞过程,可

揭示触头接触状态的影响因素对声信号的作用规律,为提取高鉴别力声学特征提供理论依据。

在目标检测与故障诊断领域,特征增强技术通过强化关键特征的表达能力,显著提升了模型在复杂环境下的检测精度与鲁棒性^[13]。熊国良等^[14]通过谱峭度分析优化滤波器参数并利用非局部均值权重分布二次增强滚动轴承故障冲击特征,有效抑制了强噪声干扰。但该方法依赖经验性信号处理参数,导致在实际复杂工作情况下适应性不足。代小波等^[15]针对多模态图像融合问题,设计了基于跨模态交叉注意力机制和多尺度特征池化的特征增强模块,显著提升了可见光与红外图像的特征互补性。然而,上述方法的注意力机制虽能捕捉模态间关联,但未显式建模物理规律,导致泛化能力受限。因此,若对具有物理表征能力的特征进行基于先验知识的特征增强,实现继电器动态过程与结构特性间物理协同关系的显式建模,将减少其对经验参数的依赖,提升实际复杂工作条件下的自适应能力。

多物理属性特征的有效融合是继电器时序退化状态识别的关键,有学者采用诸如主成分分析(principal component analysis, PCA)、t 分布随机邻域嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding, t-SNE)、局部线性嵌入(locally linear embedding, LLE)等方法对特征进行降维^[16-18]。但此类方法本质依赖纯数学映射,易破坏原始特征的物理关联与实际意义,导致融合结果可解释性不足,且对时序噪声敏感,难以稳定捕捉退化本质。为此,有学者采用可变权重的方法融合这些特征。Atamuradov 等^[19]基于欧氏距离构建特征的亲和矩阵,通过自适应特征融合(adaptive feature fusion, AFF)对特征赋予动态权重,来构建健康因子。类似的,Wang 等^[20]提出了一种基于可变权重的模糊综合评价方法,分别考虑历史数据的离散度和分散性对多健康指标的权重进行计算。而上述方法权重设计维度较为单一且并未考虑特征间的相互关系,同时时序退化阶段特征差异与局部异常也是退化中需要关注的重点。

针对上述研究不足,本文提出一种基于物理可解释性声特征的继电器电接触状态评估方法。首先,通过 FEM-BEM 联合振声仿真,研究触头碰撞因素对声信号的影响,提取多物理属性关联的高鉴别力声特征,弥补传统

特征缺乏退化机理支撑的缺陷;其次,结合物理先验知识构建包含动态过程和结构特性耦合关系的交互特征组,实现物理规律显式建模的特征增强,减少经验参数依赖并提升复杂工况适应性;然后,提出基于统计相关性的全局-局部特征融合方法,通过全局多维度指标量化特征组贡献,并在局部动态修正权重以适配时序异质性(即不同阶段退化特征的差异及局部动作异常),既保障了融合过程的物理可解释性,又提升了方法的抗噪与抗分布偏移能力;最后将融合特征输入集成分类器中,避免单一学习模型的泛化能力不足和决策风险,识别得到最终的接触状态。

1 继电器动态特性参数测量方法

本文构建了一种基于物理可解释性声特征的继电器电接触状态评估方法,具体流程如图1所示。

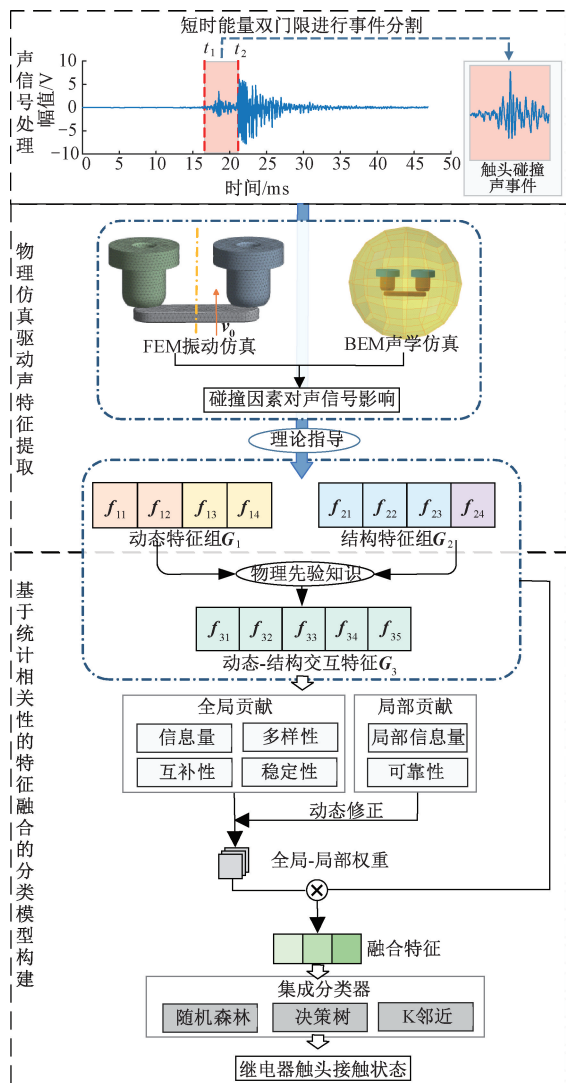


图1 整体流程

Fig. 1 Overall process

首先,通过短时能量门限法对触头碰撞声事件进行分割。然后,基于触头碰撞多物理场仿真模型,分析碰撞因素对声信号的影响,基于此提取多因素关联的声特征组。最后,基于统计相关性对特征进行加权融合,采用集成分类器实现对接触状态的评估。

1.1 触头碰撞声事件分割

继电器触头吸合过程中产生的声信号由多类声学事件耦合而成,其中在继电器闭合阶段的触头碰撞过程是电接触状态评估的关键。由于不同机构间碰撞强度存在显著差异,导致声信号幅值呈现非平稳特性。针对该问题,采用基于短时能量双门限方法,首先将触头吸合阶段的声信号 $x(o)$ 进行分帧,并计算每一帧的短时能量,再设定短时能量门限值,最后通过双门限法进行事件分割^[21]。短时能量的计算如式(1)所示。

$$E(o) = \sum_{n=0}^{L-1} [\omega(o) \times x((h-1) \times inc + o)]^2 \quad (1)$$

其中, $\omega(o)$ 为汉宁窗函数, $E(o)$ 为第 o 帧的能量;此处, $o=1,2,\dots,L$, L 为帧长; $h=1,2,\dots,f_o$, f_o 为分帧后的总帧数; inc 为帧移长度。

1.2 物理仿真驱动声特征提取

由电接触理论可知,触头碰撞过程实际为若干个微凸体的接触碰撞的结果。本文将微凸体的接触视为两球体的接触问题。Koss 等^[22] 根据赫兹接触理论和声学理论,得到时间 t 内和距离冲击轴 θ 度方向上以及冲击点 r 位置处的声压方程如式(2)所示。

$$p(r, \theta, t) = \frac{\rho_0 A_m a^3 \cos \theta}{4(b^4 + 4l^4)} \frac{1}{2r^2} \left\{ \left(\frac{2r}{a} - 1 \right) \left[(8l^3 b - 4lb^3) \cos bt' + 8b^2 l^2 \sin bt' \right] - 4b^4 \sin bt' - (8l^3 b + 4lb^3) \cos bt' + \left(\frac{2r}{a} - 1 \right) \left[(4lb^3 - 8l^3 b) \cos lt' - (4b^3 l + 8bl^3) \sin lt' \right] e^{-lt'} + \left[(4lb^3 - 8l^3 b) \cos l \left(t' - \frac{\pi}{2l} \right) - (4b^3 l + 8bl^3) \sin l \left(t' - \frac{\pi}{2l} \right) \right] e^{-lt'} \right\} + \frac{\rho_0 A_m a^3 \cos \theta}{2mr^2} \sin bt' \quad (2)$$

式中: A_m 为球体最大加速度,正比于最大接触压力 F_m 且与碰撞速度 v_0 相关; a 为球体半径; m 为球体质量; ρ_0 为媒介密度; b 为球体加速度时间曲线的角频率; l 为常数; t' 为时间延迟, $t' = t - (r - a)/c$, 且 c 为声速。

因此,碰撞球体的碰撞速度 v 、接触压力 F_m 、质量 m 和半径 a 碰的变化均会对声压产生影响。为提取与碰撞因素(接触压力、碰撞速度、触头形貌)关联的声特征参数,以继电器触头机构为研究对象,采用振动 FEM 与声学 BEM 的联合仿真方法分析其闭合过程轴向相对碰撞的发声机理,仿真流程如图2所示。

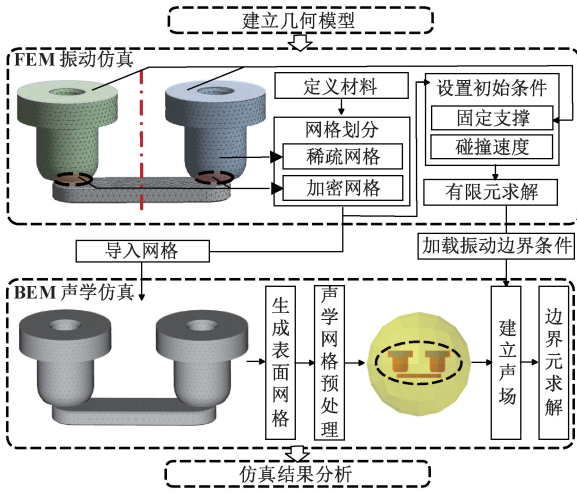


图2 仿真流程

Fig. 2 Simulation process

首先,基于文献[23]所述的继电器典型的双断点接触系统,构建了碰撞仿真模型,并在接触表面构建凸起以模拟侵蚀形貌。随后,将建立的几何模型导入 ANSYS/LS-DYNA 软件进行振动 FEM 仿真。考虑到计算效率和精度,对碰撞接触区域设置加密网格,其他区域设置稀疏网格。对于初始条件的设置,一方面对静触头上表面设置固定支撑,另一方面将动触头模型赋予不同的速度或压力,使其沿中轴对称虚线向上运动,并最终与静触头发生碰撞,以此模拟冲击动态响应。然后,在 LMS Virtual Lab 软件进行声学 BEM 仿真,对导入的网格文件提取表面网格,并进行声学网格预处理。将 FEM 仿真的振动加速度作为边界条件映射至声学网格节点,构建半径为 35 mm 的球型声场,通过计算获取场点的声信号。最后,综合分析不同模型的仿真结果,深入探究不同碰撞因素对声信号的影响,以此为指导提取与碰撞因素相关的声信号特征组 $G = [F_{\text{speed}}, F_{\text{time}}, F_{\text{pressure}}, F_{\text{morphology}}]$ 。

1.3 基于统计相关性特征融合的分类模型构建

为了有效整合来自不同物理属性的特征,并利用数据的类别信息提升融合性能,提出了一种基于统计相关性的全局-局部特征融合方法。该方法旨在利用数据统计量化不同特征组的贡献度,并兼顾时序退化阶段特征差异与局部异常,对权重进行动态调整,基于此进行自适应特征融合,最终输入到集成分类器中以实现状态识别。

1) 特征分组

考虑到触头碰撞过程中不同物理参数的内在关联性,将声信号特征按物理意义划分为动态过程特征组 G_1 和结构特性特征组 G_2 。动态过程特征组 G_1 包括与速度和时间相关的声特征。

$$G_1 = [F_{\text{speed}}, F_{\text{time}}] = [f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{14}]_{i \times d_1} \quad (3)$$

其中, f_{11} 和 f_{12} 为与速度相关的声特征参数; f_{13} 和

f_{14} 为与时间相关的声特征参数, f_{13} 表征超程时间, f_{14} 吸合时间; i 为继电器的动作次数, d_1 为 G_1 组内特征个数。

结构特性特征组 G_2 反映了触头机构固有属性,包括与压力和形貌相关的声特征。

$$G_2 = [F_{\text{pressure}}, F_{\text{morphology}}] = [f_{21}, f_{22}, f_{23}, f_{24}]_{i \times d_2} \quad (4)$$

其中 f_{21} 、 f_{22} 和 f_{23} 为与接触压力相关的声特征参数; f_{24} 为与形貌相关的声特征参数; d_2 为 G_2 组内特征个数。

2) 基于物理先验知识的特征增强

为提升特征对电接触状态的鉴别能力,基于物理先验知识构建了动态-结构交互特征组 $G_3 = [f_{31}, f_{32}, f_{33}, f_{34}, f_{35}]$,其计算公式如表1所示。表1中, $\bar{F}_{\text{speed}}$ 为与速度相关特征的均值且 $\bar{F}_{\text{speed}} = (f_{11} + f_{12})/2$, $\bar{F}_{\text{pressure}}$ 为与压力相关特征参数的均值且 $\bar{F}_{\text{pressure}} = (f_{21} + f_{22} + f_{23})/3$ 。

表1 动态-结构交互特征

Table 1 Dynamic-structural interaction features

特征参数	计算公式	特征参数	计算公式
动作冲击	$f_{31} = \bar{F}_{\text{speed}} \times \bar{F}_{\text{pressure}}$	接触稳定性	$f_{34} = \frac{f_{14}}{f_{22}}$
结构阻力	$f_{32} = \frac{f_{13}}{\bar{F}_{\text{pressure}}}$	动态-结构协同特征	$f_{35} = \frac{f_{11} \times \bar{F}_{\text{pressure}}}{f_{24} \times f_{13}}$
表面磨损风险	$f_{33} = \bar{F}_{\text{speed}} \times f_{24}$		

动作冲击特征 f_{31} 反映了触头闭合过程中的能量传递特性。结构阻力特征 f_{32} 量化了机械结构对动态过程的阻力效应,揭示了系统机械阻抗特性。表面磨损风险特征 f_{33} 评估了动态过程中表面磨损的潜在风险。接触稳定性特征 f_{34} 揭示了动态冲击或界面失稳引发的接触过程不稳定性。动态-结构协同特征 f_{35} 建立了动态过程与结构特性的全局协同评价指标。

3) 基于统计相关性的权重评估体系

(1) 全局综合评价计算

从信息表征、差异区分、互补增益、稳定鲁棒这4个维度,用统计学工具量化3组特征在时序退化中的全局贡献,构建了信息量、多样性、互补性和稳定性4个指标。

信息量指标为包含的有效退化信息总量,即特征的时序趋势显著性、分布离散性与可靠性。越能清晰反映退化阶段的特征组,信息量越高。特征组 G_j 的信息量指标 I_j 计算如式(5)所示。

$$I_j = I_{\text{PCA}}^{(j)} + I_{\text{var}}^{(j)} + I_{\text{e}}^{(j)} + I_{\text{ku}}^{(j)} \quad (5)$$

其中, $I_{\text{PCA}}^{(j)}$ 为特征组前3个主成分的累计解释方差占比; $I_{\text{var}}^{(j)}$ 为组内各特征方差的归一化均值; $I_{\text{e}}^{(j)}$ 为组内特征

离散化后的信息熵均值; $I_{ku}^{(j)}$ 为组内特征归一化的峰值, 用于反映分布合理性。

多样性指标反映了时序退化中的差异化程度, 确保组内特征的功能互补, 避免信息冗余。特征组 G_j 的多样性指标 D_j 计算如式(6)所示。

$$D_j = (1 - \bar{r}) + D_{KL}^{(j)} + D_{CV}^{(j)} \quad (6)$$

其中, $\bar{r}$ 为组内特征两两之间相关系数的均值; $D_{KL}^{(j)}$ 为组内特征两两之间 Kullback-Leibler 散度的均值; $D_{CV}^{(j)}$ 为组内各特征变异系数的均值。

互补性指标用于衡量特征组相对于其他组的独特贡献。特征组 G_j 的互补性指标 C_j 计算如式(7)所示。

$$C_j = C_{res}^{(j)} + (1 - r_{-j}^{(j)}) \quad (7)$$

其中, $C_{res}^{(j)}$ 为特征组 G_j 的残差方差比, 即其他特征组回归预测 G_j 所得残差的方差与 G_j 自身总方差的比值, 反映该组信息无法被其他组解释的比例; $r_{-j}^{(j)}$ 为特征组 G_j 与其他特征组的组间平均相关系数, 衡量该组与其他组的整体线性关联强度, $1 - r_{-j}^{(j)}$ 表示与其他组的差异化程度。

将特征组 G_j 的 i 个样本划分为 W 个特征子集 $[G_{j1}, G_{j2}, \dots, G_{jW}]$, 通过该方式构建数据分布偏移的干预场景, 进而计算稳定性指标 S_j , 以此验证特征组 G_j 是否能稳定反映继电器退化的本质。特征组 G_j 的稳定性指标 S_j 计算如式(8)所示。

$$S_j = \frac{1}{W^2} \sum_{w=1}^W \sum_{u=1}^W \rho(\bar{G}_{ju}, \bar{G}_{ju}) \quad (8)$$

其中, $\bar{G}_{ju}$ 为特征组 G_j 的第 w 个子集的特征均值向量, ρ 为 $\bar{G}_{ju}$ 和 $\bar{G}_{ju}$ 的 Pearson 相关系数。

根据式(9)对上述4个指标加权融合得到全局综合得分 S_j^{global} 。

$$S_j^{global} = \alpha_1 I_j + \alpha_2 D_j + \alpha_3 C_j + \alpha_4 S_j \quad (9)$$

其中, $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4]$ 为全局综合评价指标权重系数。

(2) 局部自适应指标计算

针对继电器动作过程的时序异质性, 在全局权重基础上修正每个动作次数的特征组权重, 确保权重能动态响应当前退化阶段与局部状态。

局部信息量 I_{pj}^{info} 为在第 p 次动作下第 j 组特征对当前退化阶段的信息表征强度, 其计算公式如式(10)所示。

$$I_{pj}^{info} = \frac{\|G_j^{(p)}\|_2}{\sum_{j'=1}^3 \|G_{j'}^{(p)}\|_2} + \frac{1/(1 + \bar{G}_j^{(p)})}{\sum_{k=1}^3 1/(1 + \bar{G}_k^{(p)})} \quad (10)$$

其中, $\|G_j^{(p)}\|_2$ 为第 p 次动作特征组 G_j 的特征向量 L_2 范数, $\bar{G}_j^{(p)}$ 为第 p 次动作特征组 G_j 的均值。

局部可靠性 R_{pj}^{rel} 为第 p 次动作下, 第 j 组特征值与当

前退化阶段典型状态的契合度, 其计算公式如式(11)所示。

$$R_{pj}^{rel} = \frac{1}{d_j} \sum_{q=1}^{d_j} r_{pq} \quad (11)$$

其中, r_{pq} 为第 p 次动作中特征组 G_j 的第 q 个特征的可靠性得分。 $Q_\alpha(f_{jq})$ 为第 q 个特征 f_{jq} 在当前退化状态下的 α 分位数。若 $f_{pq} \in [Q_{0.05}(f_{jq}), Q_{0.95}(f_{jq})]$, 则 $r_{pq} = 1$; 若 $f_{pq} \in [Q_{0.04}(f_{jq}), Q_{0.05}(f_{jq})]$ 或 $f_{pq} \in [Q_{0.95}(f_{jq}), Q_{0.96}(f_{jq})]$, 则 $r_{pq} = 0.5 + 0.5 \times d$ 。其中 d 为特征到合理边界的归一化距离。其他情况下 $r_{pq} = 0$ 。

根据式(12)对上述两个指标加权融合得到局部综合得分。

$$S_{pj}^{local} = \beta_1 I_{pj}^{info} + \beta_2 R_{pj}^{rel} \quad (12)$$

其中, $\beta = [\beta_1, \beta_2]$ 为局部自适应指标权重系数。

根据式(13)将全局综合评价指标与局部自适应指标加权融合, 得到全局-局部融合权重 ω_{pj}^{raw} , 再对其归一化得到最终融合权重 $\hat{\omega}_{pj}$ 。

$$\omega_{pj}^{raw} = \gamma_1 S_j^{global} + \gamma_2 S_{pj}^{local} \quad (13)$$

其中, $\gamma = [\gamma_1, \gamma_2]$ 为融合指标权重系数。

基于权重 $\hat{\omega}_{pj}$, 对3组特征进行进行加权拼接, 生成融合特征向量 $Z_p = [\hat{\omega}_{p1} \times G_1^{(p)}, \hat{\omega}_{p2} \times G_2^{(p)}, \hat{\omega}_{p3} \times G_3^{(p)}]$ 。并将融合特征 Z_p 输入到采用多数投票机制结合随机森林(random forest, RF)、决策树(decision tree, DT)和K近邻(K-nearest neighbors, KNN)3种基分类器的集成分类器中, 实现对继电器电接触状态的识别。

2 试验系统及触头电接触状态分析

2.1 试验系统

本文搭建试验平台, 对5台相同型号的高压直流继电器在额定工作条件下开展直流带载分断试验, 负载条件为300 A/450 VDC, 试验条件如表2所示。由产品说明书可知, 该继电器在300 A/450 VDC条件下阻性负载分断寿命为1 000次。为保证分析覆盖继电器全寿命, 综合多次测量结果, 将继电器寿命试验的累计动作次数设定为可能发生电接触失效的1 250次, 以全面分析电接触状态的退化规律。

表2 试验条件
Table 2 Test conditions

试验条件	参数	试验条件	参数
线圈电压	12 V	试验温度	23℃
试验频率	225 次/h	负载类型	阻性
声信号采样频率	256 kHz	电信号采样频率	100 kHz

继电器电接触状态测试平台的整体结构如图3所示,在继电器带载分断过程中,利用霍尔电压和电流传感器检测触头和驱动线圈的电压、电流信号,并由EM9118B采集卡进行数据采集。声音传感器紧贴继电器外壳以采集其闭合过程的声信号,该传感器由MA231型前置放大器与MP253型传声器组成。

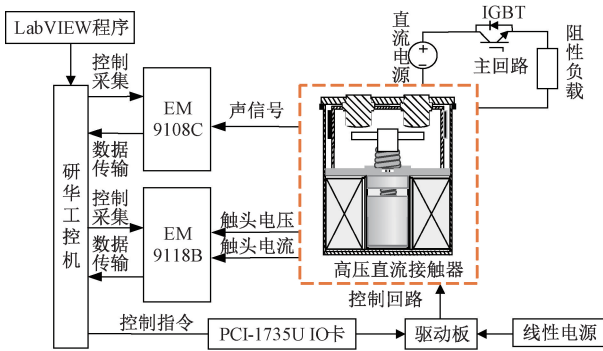


图3 继电器电接触状态测试平台

Fig. 3 Relay electrical contact state testing platform

2.2 触头电接触状态退化分析

继电器的接触电阻是反映触头电接触状态的重要参数,其阻值受动触头速度、触头间接触压力及触头表面形貌的影响。以继电器#1为例,通过试验平台测得其全寿命周期内接触电阻,并计算其变化率,所得结果如图4所示,其中虚线为接触电阻变化率曲线。

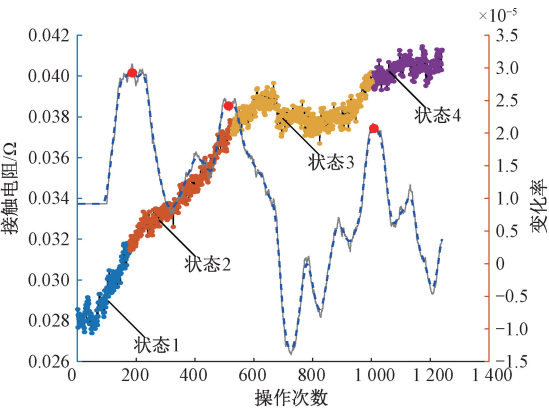


图4 接触电阻退化曲线及变化率

Fig. 4 Contact resistance degradation curve and rate of change

由图4可知,接触电阻呈现“急升-缓增-微降-饱和”的变化趋势。基于接触电阻变化速率,将继电器接触状态分为前期、中期、末期和失效这4类。

1)前期(状态1:0~200次)接触电阻快速上升,一方面由于电弧侵蚀产生的喷溅物受较大接触压力冲击,致使喷溅物凸起分布分散,接触斑点被切割;另一方面因为触头碰撞速度较大易引发弹跳现象,进而诱发电弧重燃,

加剧触头表面的侵蚀。
2)中期(状态2:200~500次)接触电阻增速变缓,因该阶段表面喷溅物随动作次数持续累积,在接触压力反复作用下逐步推开,接触面积随之增大。
3)末期(状态3:500~1000次)接触电阻小幅下降,因喷溅物凸起在电弧侵蚀下发生熔融并重新凝固,原有分散接触斑点发生合并。
4)失效阶段(状态4:1000次以后),接触电阻虽增长速度缓慢,但相较于初始值已上升约40%,无法满足实际使用要求。

2.3 触头电接触状态划分方法

根据继电器接触电阻退化过程呈现“急升-缓增-微降-饱和”的阶段性退化特点,本文提出了多尺度斜率峰值检测法进行状态划分,具体流程为:

- 1)对继电器全寿命周期接触电阻时序数据进行一阶差分法计算,得到变化率序列 $s(k)$,再通过长度为10的滑动平均窗口平滑去噪,得到去噪后的变化率序列 $\bar{s}(k)$ 。
 - 2)初始化极值判定窗口半径 $\delta=5$,设定幅值阈值 $T=0.5s_{max}$,筛选满足 $|\bar{s}(k)|\geq T$ 的极值点。若 $\bar{s}(k)>\bar{s}(k\pm\delta)$,则为峰值点;若 $\bar{s}(k)<\bar{s}(k\pm\delta)$,则为谷值点。
 - 3)从极值点筛选4类关键节点:全序列幅值最大的全局最大峰值点 k_{max} 、幅值最小的最小谷值点 k_{min} 、区间 $[k_{max},k_{min}]$ 内的区间最大峰值点 k_{int} 、区间 $[k_{min},1250]$ 内的谷后最大峰值点 k_{post} ($11\leq k\leq 1250$)。
 - 4)验证关键节点的逻辑有效性,若满足 $k_{max}<k_{int}<k_{min}<k_{post}$,则判定极值点有效,进入状态划分环节;若不满足,则按 $\delta=\delta-1$ 逐步递减(下限 $\delta=3$)或 $\delta=\delta+1$ 逐步递增(上限 $\delta=7$),重复流程2)~3),直至筛选出满足逻辑关系的关键极值点。
- 最终通过的关键节点划分4个阶段接触状态:前期: $k\in[0,k_{max}]$;中期: $k\in[k_{max},k_{int}]$;末期: $k\in[k_{int},k_{post}]$;失效: $k\in[k_{post},1250]$ 。

为量化所提边界检测算法的鲁棒性与定位准确性,引入变异系数和均方根误差进行综合评估。基于5只同规格继电器的边界划分结果如表3所示。

表3 状态边界点评估结果

Table 3 Evaluation results of state boundary points		
边界点	变异系数/%	均方根误差
k_{max}	1.523	2.828
k_{int}	1.716	6.083
k_{post}	0.321	7.141

3类边界点的变异系数均小于2%,远低于5%的鲁棒性阈值。边界点对应的均方根误差分别为2.828、

6.083 和 7.141,均远小于继电器全寿命操作次数的量级。这说明所提算法不仅具备良好鲁棒性,而且也保持了较高的边界定位精度。

3 应用实例及实验分析

3.1 继电器闭合过程分析

继电器典型结构如图 5 所示,其核心动作部件包括触头机构和电磁机构。线圈得电时,动铁芯产生向上且逐渐增大的电磁吸力,在克服弹簧阻力后,经连杆带动动触头向上运动。当动触头与静触头发生接触碰撞时,触头两端形成通路并产生电压跳变。动铁芯继续运动并压缩弹簧,直至撞击轭铁板,触头完成吸合,此时线圈电流出现极小值。待动铁芯实现稳定吸合,继电器闭合过程完成。

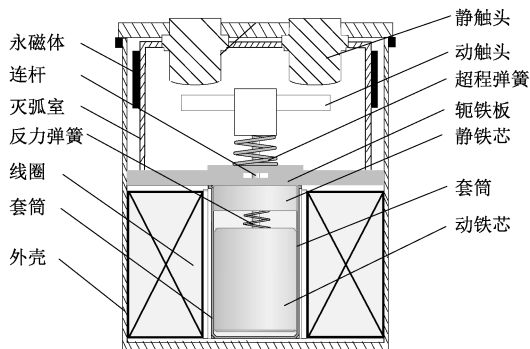


图 5 继电器典型结构模型

Fig. 5 Typical structure model of relay

继电器触头与铁芯碰撞产生的声信号均为短时冲击信号,两者在发生时序和时域波形上均存在差异。考虑到继电器的电接触状态主要由触头机构决定,因此本文后续研究将重点分析触头碰撞产生的声信号。

3.2 触头碰撞声事件分割

触头碰撞声事件分割结果如图 6 所示。由图 6 可知,继电器闭合过程存在两次明显的冲击波形,分别对应动、静触头初次碰撞的 t_1 时刻和动铁芯撞击轭铁板的 t_2 时刻。为排除其他事件干扰,对 $t_1 - t_2$ 时段的触头碰撞声事件进行分割。

采用短时能量双门限法标定触头碰撞事件边界,选定窗长为 50,帧移为 10。 t_1 时刻触头刚发生接触,声信号较为微弱,综合多次测量结果,将该时刻的短时能量门限值设为 5 J。 t_2 时刻铁芯碰撞,综合多次测量,将其门限值设为峰值的 0.5 倍。为避免触头碰撞峰值干扰,要求 t_2 与 t_1 间隔大于 100 帧,其声学事件分割结果如图 6 所示。据此可提取反映继电器动态过程的时间参数。其中,吸合时间为 0 到 t_1 时间间隔,超程时间为 t_1 到 t_2 时间间隔。

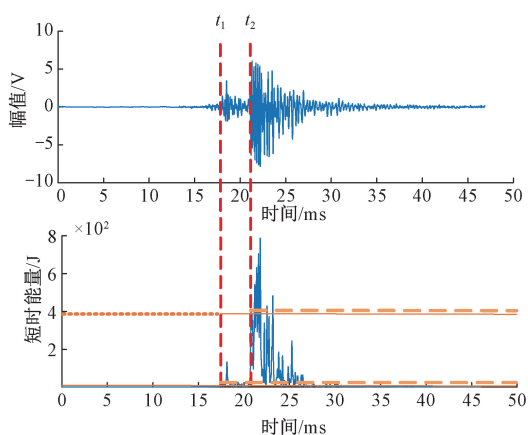


图 6 触头碰撞声事件分割

Fig. 6 Acoustic event segmentation of contact collision

3.3 物理仿真驱动声特征提取

为提取包含碰撞因素的声特征,基于继电器触头机构的典型结构,构建了图 7 所示的桥式双断口结构的仿真模型,模型材质为铜。研究接触压力、碰撞速度及触头表面形貌变化对声信号的影响,为声特征提取方法提供理论指导。其中,接触压力和碰撞速度基于触头表面光滑模型(模型 1)进行研究。而触头形貌则是基于继电器触头形貌电侵蚀的退化规律,通过在接触表面构建凸起(模型 2),模拟侵蚀形貌特征。

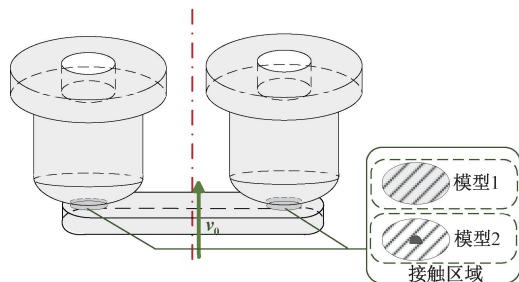


图 7 触头机构仿真模型

Fig. 7 Contact mechanism simulation model

1) 仿真与试验频谱对比

为验证仿真模型的有效性,将 0.15 m/s 且 60 N 接触压力条件下的仿真与试验声信号的频谱进行对比分析,其结果如图 8 所示。

由图 8 可知,二者主频均为 2 kHz,频率范围均集中于 20 kHz 内,且均在 3、6 和 10 kHz 处出现峰值,表明仿真与实测结果具有良好的一致性。二者也存在一定差异,试验信号的频率特征更丰富,额外在 5 和 17 kHz 处也出现峰值,该差异源于仿真模型仅以触头结构为研究对象,忽略了继电器其他机构与外壳的影响。而这一简化处理恰好能规避其他无关因素的干扰,使研究聚焦于

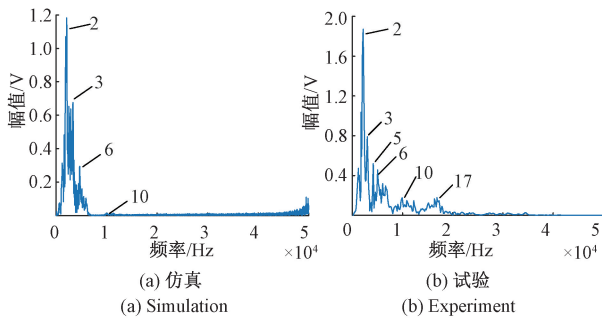


图8 频谱对比

Fig. 8 Comparison of spectra

触头本身。综上,所建仿真模型的碰撞声信号分析结果,对试验声信号的特征提取具有指导意义。

2) 仿真结果分析

(1) 不同碰撞速度

为探究碰撞速度的影响,基于模型1进行仿真,对动触头施加3种轴向上的碰撞速度,得到的时域及频域曲线如图9和10所示。其中,三档碰撞速度以位移传感器实测动触头末速度为依据。

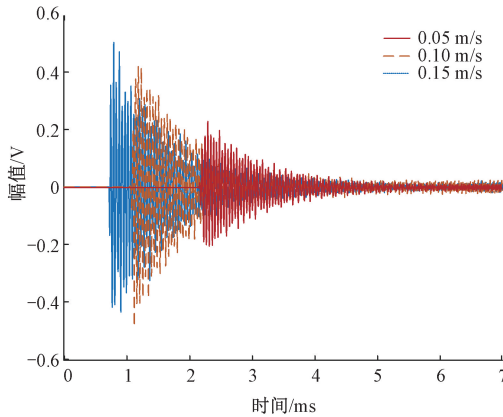


图9 不同碰撞速度下的声信号时域波形

Fig. 9 Time-domain waveforms of acoustic signals at different collision speeds

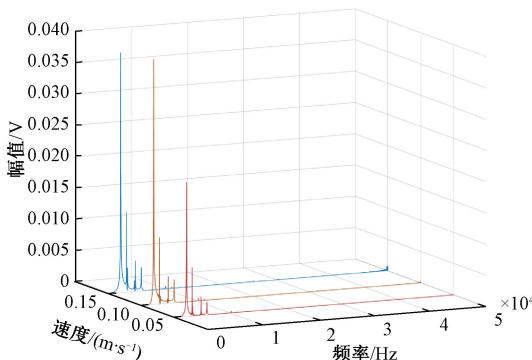


图10 不同速度下声信号频谱

Fig. 10 Spectra of acoustic signals at different speeds

由图9可知,动、静触头碰撞产生的冲击响应幅值随碰撞速度增大而增强,这是因为更高的速度伴随着更大的动能,从而引发了更剧烈的振动与声辐射;但不同速度下的时域衰减特性相似。图10进一步表明,声信号的频率分布及主频位置不随速度改变,仅主频幅值随之增大。这表明,碰撞速度的变化并未显著改变触头接触的物理过程本质,而主要改变的是碰撞能量的大小,其影响最终体现为时域波形能量与主频幅值的改变。

(2) 不同接触压力

继电器在闭合阶段动、静触头间接触压力范围为20~60 N^[24]。为研究其影响,对模型1的动触头施加恒定的0.10 m/s碰撞速度,并分别设置20、40和60 N的接触压力进行仿真。由于频域波形更能反映接触过程的物理细节,给出了3种压力下声信号的频谱对比,如图11所示。

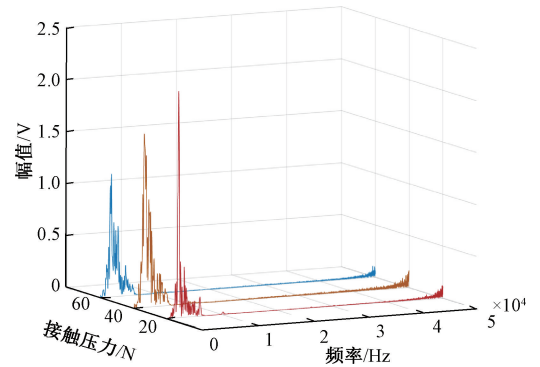


图11 不同接触压力下声信号频谱

Fig. 11 Spectra of acoustic signals at different contact pressures

由图11可知,声信号的中心频率仍集中在2 kHz附近,但频谱形状随接触压力增大明显变化,曲线从“细高”逐渐转为“宽矮”,且高频成分增多、特征峰更为模糊。这主要因为接触压力增大导致碰撞瞬间材料形变加剧,激发更丰富的弯曲波和扩展波,使频谱呈现多峰结构;同时,较高的压力增大了阻尼损耗,使低频振动能量被快速耗散,而材料刚度增强则保留了较多高频共振能量,但整体频谱能量趋于分散。因此,随着接触压力从20 N增至60 N,声信号中心频率的幅值呈下降趋势,而3与6 kHz附近的特征频率幅值则相应上升。因此,接触压力变化会改变声信号的频谱复杂度、能量集中程度以及高频成分的分布。

(3) 不同侵蚀程度

考虑到继电器实际工作过程中,触头表面因材料转移形成的凸起高度是表征其退化状态的重要形貌指标。为此,本文构建了具有凸起形态的模型2,从频域角度分析形貌变化对声信号的影响。模型1(光滑表面)与模型2

(凸起表面)的频谱如图 12 所示。可以看出,当触头表面光滑时,频域幅值随频率升高而单调递减;当表面出现侵蚀蚀形貌时,高频成分显著增加,频谱曲线出现波动,且能量分布重心向高频方向偏移。

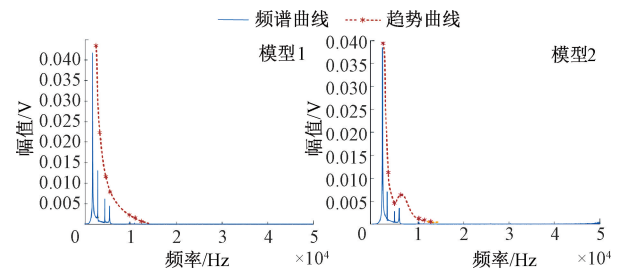


图 12 不同侵蚀程度下声信号频谱

Fig. 12 Spectra of acoustic signals at different erosion degrees

鉴于包络谱能有效提取信号中与冲击相关的频域特征,本文对模型 1 和模型 2 的声信号进行了包络谱分析,结果如图 13 所示。可以看出,触头表面出现凸起时,包络谱的分布呈现右偏形态。为便于比较,分别计算了模型 1 和模型 2 包络谱偏度,分别为 16.46 和 18.31,说明触头表面形貌的侵蚀会导致声信号包络谱偏度的增大。

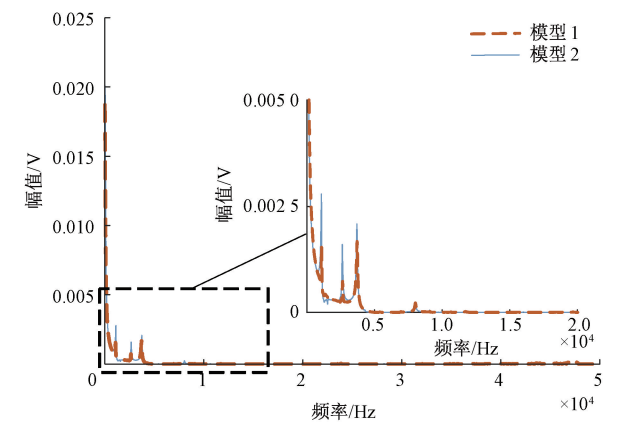


图 13 模型 1 和模型 2 的声信号包络谱

Fig. 13 Envelope spectra of acoustic signals for model 1 and model 2

3) 特征提取

基于仿真分析结果,提出了如表 4 所示的包含碰撞因素的声信号特征提取方法。表 4 中, $P_1(f)$ 为声信号单边频谱幅值,其中 $f = f_1, f_2, \dots, f_M, x(n)$ 为时域声信号且 $n = 1, 2, \dots, N, N$ 为声信号长度且 $N = 2 \times (M + 1)$, γ 为频谱幅值阈值, $P_{\text{env}}(f)$ 为包络谱, μ 为包络谱均值, σ 为包络谱标准差。

主频幅值反映触头接触瞬间的冲击能量;时域波形能量量化触头闭合过程中的累计能量;超程时间为触头首次接触到铁芯撞轭铁板的时间间隔;吸合时间为线圈通电到触头首次接触的时间间隔;频谱熵描述频谱分布的复

表 4 声信号特征
Table 4 Acoustic signal features

特征序号	特征名称	计算公式
f_{11}	主频幅值	$A_{\text{dom}} = \max[P_1(f)]$
f_{12}	时域波形能量	$E = \sum_{n=1}^N x(n) ^2$
f_{21}	超程时间	$t_c = t_2 - t_1$
f_{22}	吸合时间	$t_x = t_1$
f_{31}	频谱熵	$H = - \sum_{k=1}^M \frac{P_1^2(f_k)}{P_1^2(f)} \ln \sum_{k=1}^M \frac{P_1^2(f_k)}{P_1^2(f)}$
f_{32}	频率宽度	$f_{\text{width}} = \max\{f P_1(f) > \gamma\}$
f_{33}	频谱波峰因数	$C_f = \frac{\max P_1(f)}{\sqrt{\frac{1}{M} \sum_{f=1}^M [P_1(f)]^2}}$
f_{34}	包络谱偏度	$S = \frac{\frac{1}{M} \sum_{f=1}^M (P_{\text{env}}(f) - \mu)^3}{\sigma^3}$

杂度,反映接触压力的稳定性;频率宽度表征有效频谱的频率范围,反映声信号高频成分丰富度;频谱波峰因数描述频谱集中程度,可反应触头间的接触压力;包络谱偏度描述包络谱分布的不对称性,可反映触头形貌的侵蚀程度。

对事件分割后的声信号进行包含碰撞因素的声信号特征提取,以继电器#1 为例,其声信号特征趋势如图 14 所示。

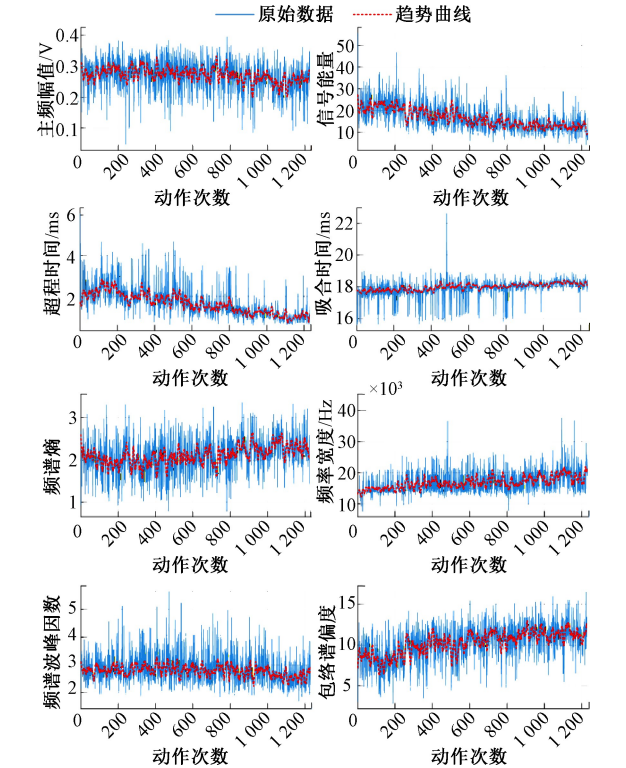


图 14 继电器#1 的声信号特征趋势

Fig. 14 Acoustic signal feature trends of relay #1

随动作次数增加,主频幅值略有降低,表明动触头碰撞速度减小,吸合时间略呈上升趋势;而信号能量降幅更显著,说明触头接触过程中转化为超程弹簧势能的动能减少,超程时间随之逐步降低。此外,频谱熵渐增、频率宽度增大、频谱波峰因数降低,反映动、静触头间接触压力的稳定性下降,且接触不稳定性进一步诱发了机构共振;包络谱偏度逐步升高,表明触头表面退化程度持续加剧。试验结果与仿真分析结论一致,进一步验证了基于物理仿真驱动的声信号特征提取方法的可行性。

为验证本文所提特征方法的优势,以文献[9]所提的 MFCCs 特征提取方法来对比,分别对两种方法所提特征参数与接触电阻进行相关性分析,取 MFCCs 相关性高的前 8 个特征,与本文所提方法的特征进行对比,其结果如图 15 所示。由图 15 可知,本文所提方法的特征与接触电阻的相关性均高于 MFCCs 方法,进一步验证了本文所提物理仿真驱动声信号特征提取方法的优越性。

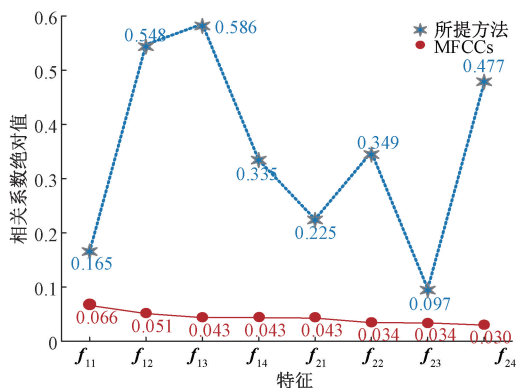


图 15 特征参数相关性对比

Fig. 15 Correlation comparison of feature parameters

3.4 基于统计相关性的特征融合

按提取特征所表征的物理含义,将其划分动态过程特征组 $G_1 = [f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{14}]$ 和结构特性特征组 $G_2 = [f_{21}, f_{22}, f_{23}, f_{24}]$ 。为挖掘动态过程与结构特性间的深层耦合关系,以物理先验知识为指导,通过表 1 得到动态-结构交互特征组 $G_3 = [f_{31}, f_{32}, f_{33}, f_{34}, f_{35}]$,其特征变化趋势如图 16 所示。

针对不同层级指标采用差异化权重设定,全局综合评价指标权重基于无偏性原则,对信息量、多样性、互补性及稳定性这 4 类指标赋予等权重 0.25,以规避主观赋权偏差;局部自适应指标权重设置为 $\beta = [\beta_1, \beta_1] = [0.6, 0.4]$,突出局部信息量的核心表征作用,辅以可靠性验证;融合指标权重结合继电器退化的渐进累积特性,

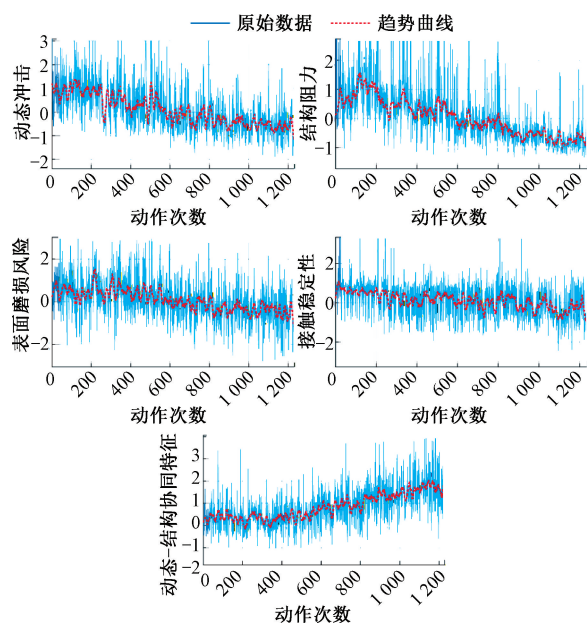


图 16 动态-结构交互特征趋势

Fig. 16 Dynamic-structural interaction feature trends

设置 $\gamma = [\gamma_1, \gamma_2] = [0.7, 0.3]$, 以全局趋势为主导,兼顾即时状态的敏感性。

基于统计相关性分别计算动态、结构、交互特征组的归一化融合权重 $\hat{\omega}_{pj}$, 这 3 类特征组权重在继电器退化过程的分布变化的箱线图如图 17 所示。

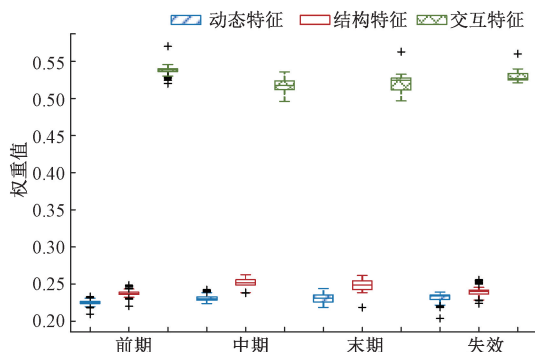


图 17 各阶段特征组权重分布

Fig. 17 Weight distribution of feature groups at each stages

由图 17 可知,在整个退化过程,交互特征组的权重始终维持在 0.5 以上,远高于动态、结构特征组,说明交互特征组不仅可有效表征触头碰撞参数的耦合效应,而且其对接触状态劣化的指示性远强于动态、结构特征组,是状态评估的核心特征。在电接触状态劣化前期,触头表面平整且驱动系统工作稳定,动态与结构特征变幅较小;但动态与结构参数的协同作用会引发接触斑点切割类侵蚀,故交互特征权重较高。劣化中期至末期,电磁机构的劣化导致触头驱动能力不足,动态特征权重逐步上升;同时触头表面侵蚀加剧、接触压力失稳,结构特征权

重同步升高。该阶段电接触状态的劣化由动态-结构稳定协同作用,转为各自劣化叠加,特征变化的规律性减弱,交互特征组的权重也随之降低。失效期,动态特征权重升至劣化全程峰值;触头表面侵蚀与结构劣化趋于饱和,结构特征组的权重随之有所回落。此时动态失控易直接引发触头结构彻底失效,动态-结构强耦合恢复,交互特征权重回升。

综上,3类特征组的权重分布变化与触头碰撞的物理劣化过程相匹配,体现了特征权重随触头状态劣化的动态适应性。通过对动态、结构和交互特征组进行融合权重的加权拼接,生成融合特征向量,将其用于后续电接触状态分类。

3.5 继电器接触状态评估模型

单一学习模型对特征信息综合提取能力有限,易导致状态预测结果出现偏差。本文基于 Bagging 算法框架,训练多个个体学习器,采用投票聚合方法构建集成模型。

支持向量机(support vector machine, SVM)基于结构风险最小化理论,通过核函数将特征映射至高维空间寻求最优分类面;RF 和 DT 均基于贪心划分策略,以信息增益或基尼指数度量特征区分能力,其中 RF 通过 Bagging 算法集成多棵去相关化的决策树,可有效降低单棵树的高方差问题;KNN 基于局部密度估计的非参数思想,以样本相似性判别类别,对退化阶段的局部特征分布敏感;卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)通过卷积操作自动提取特征的深层关联。因此,选取 SVM、RF、DT、KNN 和 CNN 这 5 种方法对比,既覆盖传统机器学习与深度学习,又代表不同学习范式,契合继电器接触状态分类“小样本、时序退化、多阶段有序”的任务特性,可筛选适配该任务的最优模型。

为确保对比的公平性,上述识别模型均采用相同的训练集和测试集,且以相同的融合特征向量作为输入。各识别模型的关键超参数均通过网格搜索确定,其中 SVM 核函数类型的搜索范围为{线性,RBF},惩罚系数范围为[1,100],RF 树数量范围为[20,50],DT 最大深度范围为[10,20],KNN 邻居数范围为[3,7],CNN 学习率和迭代次数范围为[0.001,0.01]和[50,200],其余参数采用默认值。其中,CNN 结构参数如表 5 所示。本文中模型训练与测试均在 MATLAB R2021 软件平台下运行,计算机 CPU 为 i7-12700H,GPU 为 NVIDIA RTX3060,内存为 32.0 GB。

以继电器#1 为训练集,继电器#2 为测试集,引入混淆矩阵量化其分类效果,不同分类方法的混淆矩阵如图 18 所示。

表 5 CNN 结构参数设置
Table 5 CNN structural parameterization

网络层	核尺寸	步长	核数量	激活函数	输出维度
输入层	-	-	-	-	13×1×1
卷积层 1	3×1	1	32	ReLU	13×1×32
池化层 1	2×1	2	-	-	6×1×32
卷积层 2	3×1	1	64	ReLU	6×1×64
池化层 2	2×1	2	-	-	3×1×64
卷积层 3	3×1	1	128	ReLU	3×1×128
全连接层	-	-	256	ReLU	1×256
输出层	-	-	4	Softmax	1×4

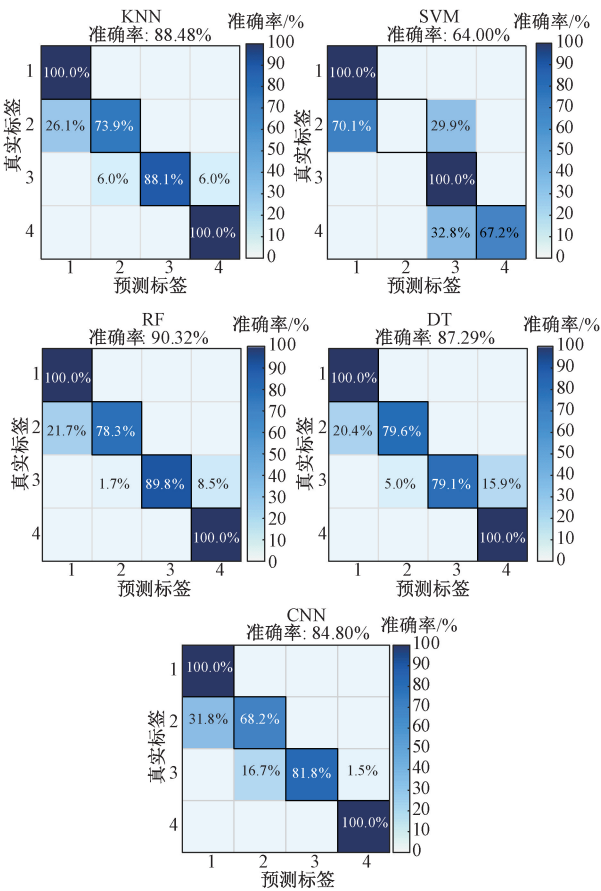


图 18 混淆矩阵

Fig. 18 Confusion matrices

由图 18 可知,SVM 的准确率仅为 64%,原因是融合特征包含动态、结构、交互这 3 类特征,存在特征分布偏斜的问题,导致 SVM 的分类超平面拟合效果不佳。RF、DT、KNN、CNN 准确率均大于 80%,满足工程要求。其中 CNN 的准确率性能低于 KNN、RF 和 DT,这是因为所提融合特征是物理可解释的显式特征,其深层关联已被物理先验显式化,CNN 的卷积操作难以进一步挖掘有效信

息。RF、DT、KNN 的准确度均大于 85%，因为树模型对结构化特征的鲁棒性强，且 KNN 能有效捕捉退化阶段的局部特征模式，故选取这 3 种方法为基学习器，采用投票聚合策略构建继电器接触状态评估模型。

为验证所提方法的泛化能力，选取 5 只同规格高压直流继电器开展交叉验证实验。依次将单只继电器数据作为训练集，其余 4 只作为测试集，评估模型准确率与 F1 分数，结果如表 6 所示。其中“-”表示训练集与测试集为同一继电器，该组数据不参与验证。

表 6 交叉验证结果
Table 6 Cross-validation results (%)

训练集	度量指标	测试集					均值
		#1	#2	#3	#4	#5	
#1	准确率	—	90.32	86.40	95.44	92.96	91.28
	F1 分数	—	90.08	85.08	95.45	92.59	90.80
#2	准确率	90.08	—	85.20	93.84	95.68	91.20
	F1 分数	89.13	—	83.08	93.62	95.83	90.42
#3	准确率	86.16	90.40	—	90.58	90.40	89.39
	F1 分数	86.08	89.94	—	89.15	90.27	88.86
#4	准确率	90.80	91.04	87.28	—	94.24	90.84
	F1 分数	91.35	90.71	84.36	—	94.20	90.16
#5	准确率	91.92	90.80	88.32	91.20	—	90.56
	F1 分数	91.91	90.72	89.03	90.43	—	90.52
均值	准确率	89.74	90.64	86.80	92.77	93.32	90.65
	F1 分数	89.62	90.36	85.39	92.16	93.22	90.15

由表 6 可知，所提方法在多继电器的交叉验证中表现出优异的稳定性与泛化性，其平均准确率达到 90.65%，平均 F1 分数为 90.15%。其中，以#3 为训练集时模型性能均值略低，准确率和 F1 分数分别为 89.39% 和 88.86%；而以#1 为训练集时性能均值最优，准确率和 F1 分数分别为 91.28% 和 90.80%，性能波动幅度在 2% 以内，表明不同继电器的数据作训练集对模型性能的影响较小，模型训练具有良好的鲁棒性。从个体性能来看，以#5 为测试集时，模型的平均准确率与 F1 分数达到最优；以#3 为测试集时性能略低，但仍保持在 85% 以上的核心指标。上述差异源于不同继电器的个体差异，但所提模型均能稳定捕捉退化共性特征，验证了本文方法的良好泛化能力。

3.6 消融实验

为验证所提方法的有效性及各核心模块的贡献，设计 5 种消融实验方案，以继电器#1 为训练集，继电器#2 为测试集，分别将仅动态-结构特征、仅交互特征、动态-结构-交互特征以及所提方法作为评估模型输入，对比各

方案的受试者工作特征 (receiver operating characteristic, ROC) 曲线，其结果如图 19 所示。ROC 曲线反映了真阳性率和假阳性率间的变换趋势，且曲线下面积越大，模型的诊断性能越好。

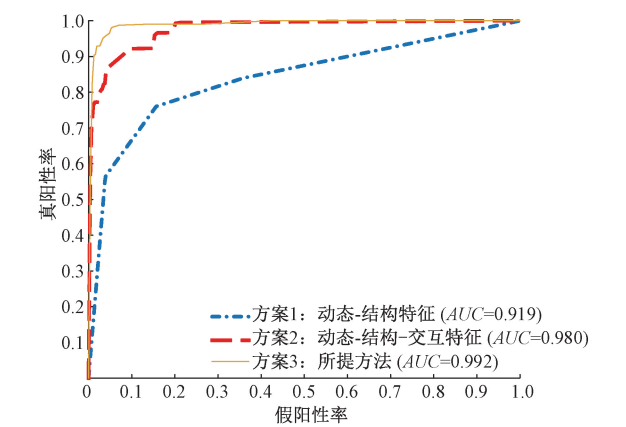


图 19 ROC 曲线

Fig. 19 ROC curve

由图 19 可知，仅动态-结构特征和仅交互特征性能整体偏低，其平均 ROC 仅为 0.919。当在引入基于物理先验构建的交互特征后，性能曲线上升斜率显著增大，体现了交互特征对动态-结构耦合关联的有效捕捉；而所提的加权融合特征方案对应性能最优曲线，其 AUC (area under the curve) 值为 0.992，验证了基于统计相关性的加权机制，能够基于物理逻辑挖掘各特征间的潜在关联，凸显了本文所提方法的优越性。

3.7 对比实验

为体现基于统计相关性的全局-局部特征融合方法优势，将该方法与 PCA、t-SNE、LLE 和 AFF 进行对比。以继电器#1 为训练集，继电器#2 为测试集，控制其他模块不变，仅替换特征融合模块进行电接触状态评估对比试验，其结果如表 7 所示。由表 7 可知，与现有方法相比，本文所提方法的接触状态评估效果有所提升，具有更高的诊断能力。

表 7 特征融合方法对比结果
Table 7 Comparison results of feature fusion (%)

方法	准确率	精确率	召回率	F1 分数
PCA	87.37	88.37	88.10	87.35
t-SNE	84.14	86.98	84.99	84.79
LLE	83.60	82.15	86.14	82.72
AFF	85.22	82.87	85.51	83.22
所提方法	90.32	89.96	92.02	90.08

为进一步体现本文所提基于物理可解释性声特征的

继电器电接触状态评估方法的优越性及合理性,将其与 Transformer 主流深度学习方法进行对比实验。以触头碰撞声信号为输入,采用继电器#1 作为训练集,其余继电器为测试集,在相同的硬件平台下从准确率和计算耗时两个维度进行评估。Transformer 模型软件环境为 MATLAB R2021,PyCharm 2021,python 3.8 和 pytorch 2.0 深度学习框架,采用 2 层编码器、8 头自注意力机制,以交叉熵作为损失函数,Adam 优化器,初始学习率设为 0.001,迭代次数为 100。

两种方法的性能对比结果如表 8 所示。

表 8 Transformer 模型对比结果

Table 8 Transformer model comparison results

训练集	Transformer		所提方法	
	准确率/%	计算耗时/ms	准确率/%	计算耗时/ms
#2	86.56	50.65	90.32	1.94
#3	84.72	57.16	86.40	2.02
#4	89.68	49.23	95.44	1.93
#5	90.24	61.28	92.96	2.32
均值	87.80	54.58	91.28	2.05

由表 8 可知,本文所提方法在各测试继电器上的准确率均高于 Transformer 模型,平均准确率达 91.28%,比 Transformer 模型提升 3.48%。这表明,本文所提基于物理可解释性声特征的方法在捕捉电接触失效本质规律方面更具优势,能够实现更精准的状态识别。在计算效率方面,本文方法单样本处理平均耗时仅为 2.05 ms,远低于 Transformer 模型的 54.58 ms。综上,本文所提方法在具备更高准确率的同时计算耗时更低,更能满足高压直流继电器在工程实际应用中高精度和轻量化的需求。

4 结 论

本文针对声信号在继电器触头电接触状态评估中存在的特征物理可解释性不足、时序适应性差的核心问题,提出基于物理可解释性声特征的评估方法,通过仿真机理挖掘、特征增强与融合策略优化,得到的主要结论为:

1) 针对触头退化机理不明导致提取的声特征可解释性差的问题,建立了 FEM-BEM 联合振声仿真模型,定性分析了碰撞速度、接触压力、触头形貌这 3 类因素对触头碰撞声信号的影响,以此提出了具有表征能力的声信号特征提取方法。本文所提方法的声信号特征与接触电阻的相关系数较传统 MFCCs 方法提升明显,且与寿命退化情况相吻合,验证了该特征方法对实际退化物理过程的刻画能力。

2) 基于物理先验知识构建动态-结构交互特征组,将传统方法难以捕捉的碰撞参数耦合效应转化为可解释物理指标。消融实验表明,仅增加该交互特征即可使 AUC 从 0.919 提升至 0.980,验证了其对退化机理深层关联的有效挖掘,有效弥补了纯数据驱动方法缺乏物理逻辑支撑的不足。

3) 针对退化阶段异质性问题,提出全局-局部自适应统计融合策略,通过全局多维度量化特征组的贡献度、局部动态修正权重适配时序异质性,显著提升了特征融合的抗噪性与稳定性。对比实验表明,基于统计相关性的全局-局部特征融合方法性能优于 PCA、t-SNE 等传统融合方法。

未来研究将进一步完善多物理场仿真模型,逐步纳入电磁机构与外壳结构以提升仿真精度,为全面揭示继电器退化机制提供更完备的理论支撑;同时聚焦多类型继电器的迁移学习,探索物理信息神经网络与因果推断的深度融合,以进一步强化极端工况下的预警能力与模型泛化性能。

参考文献

[1] 翟国富,薄凯,周学,等. 直流大功率继电器电弧研究综述[J]. 电工技术学报, 2017, 32(22): 251-263.
ZHAI G F, BO K, ZHOU X, et al. Investigation on breaking arc in DC high-power relays: A review [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(22): 251-263.

[2] XIONG D ZH, XIAO Y, CHEN SH D, et al. Modeling and simulation study on the ablation characteristics of DC contactor contact [J]. AIP Advances, 2023, 13(11): 115306.

[3] WANG L J, ZHANG R M, WANG C, et al. Experimental study on arc breaking characteristics of DC contactor with different media[J]. IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology, 2023, 13(9): 1421-1433.

[4] 鄢呈阳,王立军,张闻哲,等. 并联双线圈式直流接触器电磁机构合闸动作特性[J]. 电力工程技术, 2024, 43(1): 201-211.
YAN CH Y, WANG L J, ZHANG W ZH, et al. Closing action characteristics of the electromagnetic mechanism of the parallel double coil type DC contactor [J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(1): 201-211.

[5] SUN SH G, ZHAO Y H, WANG J Q, et al. Assessment of electrical wear state in AC contactor contacts utilizing unsupervised clustering and composite model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3506215.

[6] 孙曙光,王子航,王景芹,等. 基于子带平均峭度图

- 和 TMSST 的高压直流接触器特性参数测量[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(6): 117-129.
- SUN SH G, WANG Z H, WANG J Q, et al. HVDC contactor characteristic parameters measurement based on subband averaging kurtogram and TMSST[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(6): 117-129.
- [7] 杜太行, 安泽璋, 姜泽, 等. 基于声峭度特征事件分割的接触器动态特性参数非侵入式测量[J]. 电测与仪表, 2025, 62(12): 193-201.
- DU T H, AN Z ZH, JIANG Z, et al. Non-invasive measurement of contactor dynamic characteristic parameters based on kurtosis feature for acoustic event segmentation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(12): 193-201.
- [8] 刘树鑫, 周柱, 刘洋, 等. 基于振动信号的交流接触器触头系统退化阶段划分[J]. 高电压技术, 2023, 49(12): 4971-4981.
- LIU SH X, ZHOU ZH, LIU Y, et al. Degradation phase division of AC contactor contact system based on vibration signal[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(12): 4971-4981.
- [9] 游颖敏, 王景芹, 舒亮, 等. 基于音频特征的交流接触器电寿命预测方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(9): 1986-1998.
- YOU Y M, WANG J Q, SHU L, et al. The method of electrical life prediction considering the audio characteristics of AC contactor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(9): 1986-1998.
- [10] MEHRABY K, BEHESHTI H K, POURSIINA M. Impact noise radiated by collision of two spheres: Comparison between numerical simulations, experiments and analytical results[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2011, 25(7): 1675-1685.
- [11] XIAO W, YANG G, HU D AN. Investigation on impact noise radiated by the elastic collision of multiple spheres[J]. Journal of Vibration and Control, 2020, 27(21/22): 2642-2653.
- [12] HAN J, HE Y P, WANG J N, et al. Simulation and experimental study on vibration and acoustic characteristics of continuous supported embedded track[J]. Applied Acoustics, 2021, 180: 108103.
- [13] 栾孝驰, 赵俊豪, 沙云东, 等. 基于循环提取有效信息的主轴承故障特征增强方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 251-262.
- LUAN X CH, ZHAO J H, SHA Y D, et al. A main bearing fault feature enhancement method based on cyclical information extraction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 251-262.
- [14] 熊国良, 胡俊锋, 陈慧, 等. 基于 SK-NLM 包络的滚动轴承故障冲击特征增强[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10): 2176-2184.
- XIONG G L, HU J F, CHEN H, et al. Rolling bearing fault impact feature enhancement based on spectral kurtosis an non-local means[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(10): 2176-2184.
- [15] 代小波, 任思羽, 何小海, 等. 基于特征增强和对齐融合的可见光-红外图像融合目标检测[J]. 工程科学学报, 2025, 47(12): 2554-2565.
- DAI X B, REN S Y, HE X H, et al. Visible-infrared fusion object detection based on feature enhancement and alignment fusion[J]. Chinese Journal of Engineering, 2025, 47(12): 2554-2565.
- [16] 张贺娜, 乐燕芬, 施伟斌. 基于特征降维的核岭回归室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 83-91.
- ZHANG H N, LE Y F, SHI W B. Kernel ridge regression based indoor location algorithm using feature reduction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 83-91.
- [17] WANG Y P, ZHAO J J, YANG CH N, et al. Remaining useful life prediction of rolling bearings based on Pearson correlation-KPCA multi-feature fusion[J]. Measurement, 2022, 201: 111572.
- [18] WANG J, CHENG X B, GAO Y, et al. Cutting force embedded manifold learning for condition monitoring of vertical machining center[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 2511312.
- [19] ATAMURADOV V, MEDJAHHER K, CAMCI F, et al. Railway point machine prognostics based on feature fusion and health state assessment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(8): 2691-2704.
- [20] WANG J H, LIU SH Q, WANG SH X, et al. Multiple indicators-based health diagnostics and prognostics for energy storage technologies using fuzzy comprehensive evaluation and improved multivariate grey model[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(11): 12309-12320.
- [21] 朱春利, 李昕. 基于 LMS 减噪与改进的双门限语音端点检测方法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(9): 1950-1960, 1967.
- ZHU CH L, LI X. Speech endpoint detection method based on LMS noise reduction and improved dual-threshold[J]. Journal of Systems Simulation, 2017, 29(9): 1950-1960, 1967.

[22] KOSS L L, ALFREDSON R J. Transient sound radiated by spheres undergoing elastic collision [J]. Journal of Sound and Vibration, 1973, 27(1): 59-75.

[23] 张峰. 充气式直流接触器电弧数学模型及其优化设计[D]. 天津: 河北工业大学, 2023.

ZHANG F. Inflatable DC contactor arc mathematical model and optimal design[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2023.

[24] 侯飞, 支星星. 基于 Maxwell 的高压直流接触器静态和动态特性仿真[J]. 海军航空大学学报, 2024, 39(2): 291-296.

HOU F, ZHI X X. Static and dynamic characteristics of high voltage DC contactors based on Maxwell[J]. Journal of Naval Aviation University, 2024, 39(2): 291-296.

作者简介



张哲,2018 年于贵州理工学院获得学士学位,2021 年于河北工业大学获得硕士学位。现为河北工业大学电气工程学院在读博士生,主要研究方向为智能检测技术。

E-mail:zz960518@126.com

Zhang Zhe received her B. Sc. degree from Guizhou Institute of Technology in 2018, and her M. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2021. She is currently a Ph. D. candidate at Hebei University of Technology. Her main research interest includes intelligent detection technology.



孙曙光,分别在 2002 年、2005 年和 2009 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为河北工业大学副教授,主要研究方向为智能检测与故障诊断。

E-mail:sunshuguang_2000@163.com

Sun Shuguang received his B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degrees all from Hebei University of Technology in 2002, 2005 and 2009, respectively. He is currently an associate professor at Hebei University of Technology. His main research interests include intelligent detection and fault diagnosis.



王景芹(通信作者),分别在 1984 年、1986 年和 1997 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为河北工业大学教授,主要研究方向为电接触和可靠性。

E-mail:jqwang@hebut.edu.cn

Wang Jingqin (Corresponding author) received her B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degrees all from Hebei University of Technology in 1984, 1986 and 1997, respectively. She is currently a professor at Hebei University of Technology. Her main research interests include electrical contact and reliability.



胡雨辰,2018 年于河北工业大学获得学士学位,2023 年于英国伯明翰大学获得硕士学位,现为中国铁路设计集团助理工程师,主要研究方向为轨道交通电力变配电所、光伏、电力系统方向等。

E-mail:tels7217@163.com.

Hu Yuchen received her B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2018, and her M. Sc. degree from the University of Birmingham, in the UK, in 2023. She is currently an assistant engineer at China Railway Design Corporation. Her main research interests include rail transit power transformation and distribution substations, photovoltaic power generation, and power systems.



崔玉龙,分别在 1990 年、1993 年和 2003 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位,现为北京化工大学副教授,主要研究方向为电力电子技术应用。

E-mail:2003500070@buct.edu.cn

Cui Yulong received his B. Sc. , M. Sc. and Ph. D. degrees all from Hebei University of Technology in 1990, 1993, and 2003, respectively. He is currently an associate professor at Beijing University of Chemical Technology. His main research interests include applications of power electronics technology.