第 52 卷 第 2 期：919-930 高电压技术 Vol.52, No.2: 919-930
2026 年 2 月 28 日 High Voltage Engineering February 28, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250776

基于多源信号特征时序联合分析的高压断路器弹簧操动机构故障诊断方法

唐 政[1]，严英杰[1]，姚聪伟[2]，刘亚东[1]，江秀臣[1]
（1. 上海交通大学电气工程学院，上海 200240；2. 广东电网有限责任公司电力科学研究院，广州 590040）

摘 要：为了提升高压断路器弹簧操动机构故障诊断的准确性，提出一种基于线圈电流、行程和振动等多源信号时序特征联合分析的故障诊断方法。以 CT-26 型弹簧操动机构断路器为研究对象，通过等效仿真得到部件运动先后关系，获取部件运动状态，结合信号时间特征，将信号划分为带电阶段、动作脱扣阶段、加速运动等 5 个时序段，并依据仿真时序关系切割试验故障信号。在不同时序窗中获取振动信号多类熵信息特征，并获取行程特征和电流信号的时域及能量特征。其次，通过融合不同时序窗单一信号特征，利用支持向量机模型(support vector machine，SVM)对单一信号异常状态识别，并采用牛顿-拉夫逊优化算法(Newton-Raphson-based optimizer，NRBO)进行模型参数优化。最后，对 SVM 后验概率进行加权处理，并利用 Dempster-Shafer 证据理论对多源信号样本进行融合，得到最终诊断结果。实例分析结果表明，基于多源信号时序特征与 NRBO-SVM-DS 的辨识算法准确率达到了 97.5%，有效提升了诊断准确性。

关键词：高压断路器；故障诊断；弹簧操动机构；多源信号；动作时序；支持向量机

Fault Diagnosis Method for Spring Operating Mechanism of High-voltage Circuit Breaker Based on Joint Analysis of Multi-source Signal Feature Time Series

TANG Zheng[1], YAN Yingjie[1], YAO Congwei[2], LIU Yadong[1], JIANG Xiuchen[1]
(1. School of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Guangdong Power Grid Co., Ltd. Electric Power Science and Technology Research Institute, Guangzhou 590040, China)

Abstract：In order to improve the accuracy of fault diagnosis for the spring operating mechanism of high-voltage circuit breakers, a fault diagnosis method based on the joint analysis of multi-source signal temporal characteristics, such as closing and opening coil currents, travel, and vibration, is proposed. This paper takes the CT-26 circuit breaker as the research object. Through equivalent simulation, the sequence relationship of component movements is obtained, the component movement states are acquired, and combined with the signal temporal characteristics, and the signals are divided into five temporal segments including the energized stage, the action tripping stage, and the acceleration movement stage. The fault signals are segmented according to the simulation temporal relationship. Different entropy information features of vibration signals in different temporal windows are obtained, as well as the time-domain and energy features of travel signals and current signals. Secondly, by fusing the single signal characteristics of different temporal windows, the support vector machine model (support vector machine, SVM) is used to identify the abnormal state of the single signal, and the Newton-Raphson-based optimizer (NRBO) is used to optimize the model parameters. Finally, the posterior probability of SVM is weighted, the Dempster-Shafer (D-S) evidence theory is used to fuse the multi-source signal samples, and the final diagnosis result is calculated. The results of the case analysis show that the recognition algorithm based on the temporal characteristics of multi-source signals and NRBO-SVM-DS has an accuracy rate of 97.5%, effectively improving the diagnostic accuracy.

Key words：high voltage circuit breaker; fault diagnosis; spring operating mechanism; multi-dimensional signal; action timing; support vector machine

基金资助项目：国家自然科学基金(52207166)；南方电网有限公司科技项目(036100KK52210038)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (52207166), Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd. (036100KK52210038).

0 引言

高压断路器是电力系统中的重要组件之一，在系统正常或故障下都须稳定可靠工作，以保证电力系统的可靠性和稳定性[1-3]。国内外有关文献调研显示[2-4]，在高压断路器故障情况中，操动机构故障占59.2%，由机械故障和电气控制回路故障导致的占89%，机械故障主要为弹簧松弛、机构卡涩等类型[4-5]。在 220 kV 及以上高压断路器中，操动机构以弹簧型、液压型为主，而弹簧型操动机构由于部件众多，准确诊断其机械故障是提升运维水平、保障电力系统安全稳定运行的必要手段。

现有的断路器故障诊断方法通常基于振动或分合闸线圈电流信号等单源信号[6-7]。然而，单源信号特征具有一定的偏重，忽视了与其他信号的关联，降低故障诊断的精度，并给运维决策带来负面影响[8-9]。例如，在断路器动作过程中，振动信号可能会因环境噪声出现较大误差，电磁铁电流信号受电压波动影响，会导致在线监测系统出现误诊断[10]。目前，断路器信号检测手段越来越成熟，传统的监测方法是在高压断路器上安装角位移传感器、霍尔电流互感器和加速度传感器获取行程、电磁铁电流和振动信号[11]，为故障诊断提供丰富的数据基础。通过多源信号协同诊断，能够弥补动作过程中因某种信号短暂缺失而造成的特征不足现象。文献[12]采集振动信号及电流信号，合成彩色图像表征融合特征，能有效实现断路器多故障诊断。文献[13]将声音信号和振动信号组成的联合特征复合分析，有效提高了诊断正确率。文献[14]利用神经网络加权融合多源振动信号及电流信号，在小样本数据集上表现良好。因此，通过多源信号协同诊断，不仅能够提高故障提取的全面性，还能有效降低因单一信号失效或受干扰而带来的误诊风险，从而在故障诊断中展现更高的精度与稳定性。

另一方面，弹簧操动机构断路器动作过程中涉及 10 多个机械部件的协同作用，每个动作阶段对应的组件不同，因此必须关注各动作阶段中时序信息。目前对时序划分主要有两大方法，一是根据断路器具体动作情况，捕获不同零部件的运动情况判断断路器动作阶段从而实现时序划分；二是根据信号处理方法如短时能熵比法，突出振动信号中的高频分量，对振动事件定位从而划分不同动作时序。文献[15]利用 Teager 算子及短时能量法对振动信号时序分段，提取机构动作时间参数，有效提高诊断精度，但未能分析不同特征在不同时序、不同故障下的演化规律。文献[16]跟踪主轴拐臂圆孔动作过程，依据时序指标划分动作过程，对信号重构，并在不同动作阶段提取特征，有效实现对故障的分类；文献[17]根据短时能量双门限法对振动信号区间划分，分段提取完备退化特征，该方法将断路器剩余寿命预测平均绝对误差降低到 106.22，预测精度有效提高。因此，结合动作时序分析不同信号在提升故障诊断精度方面具有显著优势。

考虑到弹簧操动机构断路器动作过程中涉及部件运动时序问题，且动作过程中不同信源信号对不同故障有偏重问题，如何准确解析部件间的动作时序关系，并实现多源异构信号的有效融合与协同诊断，成为目前故障诊断的关键点之一。针对这一问题，本文提出了一种基于多源信号特征时序联合分析的断路器弹簧操动机构故障诊断方法。该方法以弹簧操动机构断路器仿真模型获取各部件运动情况，得到部件运动时序关系，结合电磁铁电流信号时间特征及短时能量法定位振动事件时间特征，将信号划分为带电阶段、动作脱扣阶段、加速运动、缓冲阶段和制动阶段 5 个时序段，并进行时序分窗提取特征；使用牛顿-拉夫逊优化算法(Newton-Raphson-based optimizer，NRBO)优化支持向量机(support vector machine，SVM)模型参数，对单一信号状态进行初步识别；依据混淆矩阵对后验概率加权获取基本分配函数，采用 D-S(Dempster-Shafer)证据理论对多源信号进行决策层融合，实现多源信号协同判断，可实现弹簧松弛、机构卡涩等机械故障的准确诊断。

1 弹簧操动机构故障辨识流程

基于多源信号时序联合分析的断路器弹簧操动机构故障辨识框图如图 1 所示。首先，为探究动作过程中各部件运动顺序，通过 Adams 与 Maxwell 仿真软件对 CT-26 断路器进行仿真模拟。根据仿真结果，断路器在动作中首先为电磁铁带电过程，随后驱动顶杆运动脱扣解锁，弹簧释放能量带动触头加速运动，紧随缓冲器缓冲释放能量过程，最后触头运动到末端，动作结束。其次，基于 CT-26 型弹簧操动机构断路器建立断路器操动机构故障模拟平台，利用电流互感器、加速度传感器、角位移传感器获取试验过程中产生的电磁铁电流、振动和行程信号。根据部件运动

情况，结合仿真中信号的变化情况，可将动作过程划分为对应的 5 个时序段。依据动作关系，结合电磁铁电流信号特征及短时能量法对振动事件进行定位时间结果，将试验信号划分时序。在不同的窗口下，依次提取电磁铁电流信号的时域及能量特征，振动信号的变分模态分解(variational mode decomposition，VMD)能量熵、奇异谱熵和泰格-凯泽能量(Teager-Kaiser energy，TKE)熵特征和行程位移等单窗口特征，开展不同窗口下特征的分布及变化情况分析。前期融合不同窗口下单一信源特征，将不同时序联合的单一信号特征输入到 SVM 故障诊断模型，并利用 NRBO 算法对 SVM 模型中的核参数进行优化。获取到不同类信号单次故障诊断的后验概率及混淆矩阵，对后验概率进行加权修正，计算得到单源信号下的基本概率函数值，利用 D-S 证据理论对多源信号在诊断决策层进行融合，获取最终的诊断结果。

2　信号时序划分方法

2.1　仿真建模方法

本文利用 Adams 软件和 Maxwell 软件对 CT-26 型断路器操动机构进行动力学仿真，仿真方法如图 2 所示。在仿真过程中，首先在 Maxwell 中模拟电磁铁的运动过程，获取其运动特性。将电磁铁的位移-时间特性曲线导入 Adams 多体动力学仿真模块进行求解，可获取断路器运动过程及各信号的变化情况。

在 Maxwell 中，通过建立相应的电磁铁模型并施加外部电路激励，驱动顶杆进行运动，计算运动过程中的位移、速度和线圈电流信号。根据电磁铁实际材料设置模型材料，静铁芯的材料设置为 DT_4 软铁，线圈的材料设置为铜，运动域和求解域的材料设置为真空，动铁芯的材料设置为 DT_4 软铁。在激励设置中，电压设为 DC 220 V，线圈电阻为 76 Ω，线圈匝数为 1 900，电磁铁铁芯冲程为 4.3 mm。

在 Adams 中，依据实际部件材料属性，设置部件材料分别为渗碳钢、Q235 钢等。根据实际运动情况，对各部件设置固定运动副、旋转运动副等部件约束，同时依据厂家设计要求施加荷载，如设置分闸弹簧预紧力为 10 750 N，预紧长度为 470 mm，

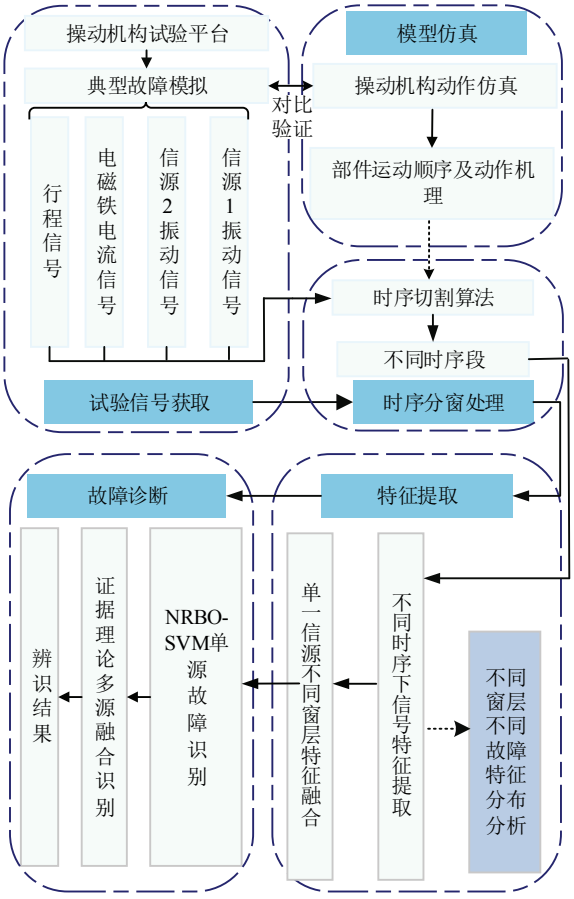


图 1　故障辨识整体流程

Fig.1　Overall process of fault identification

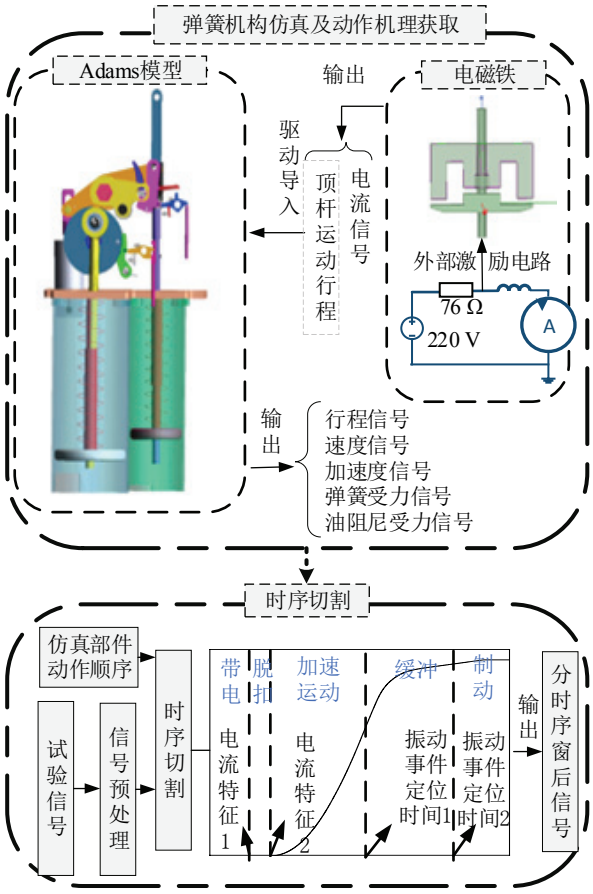


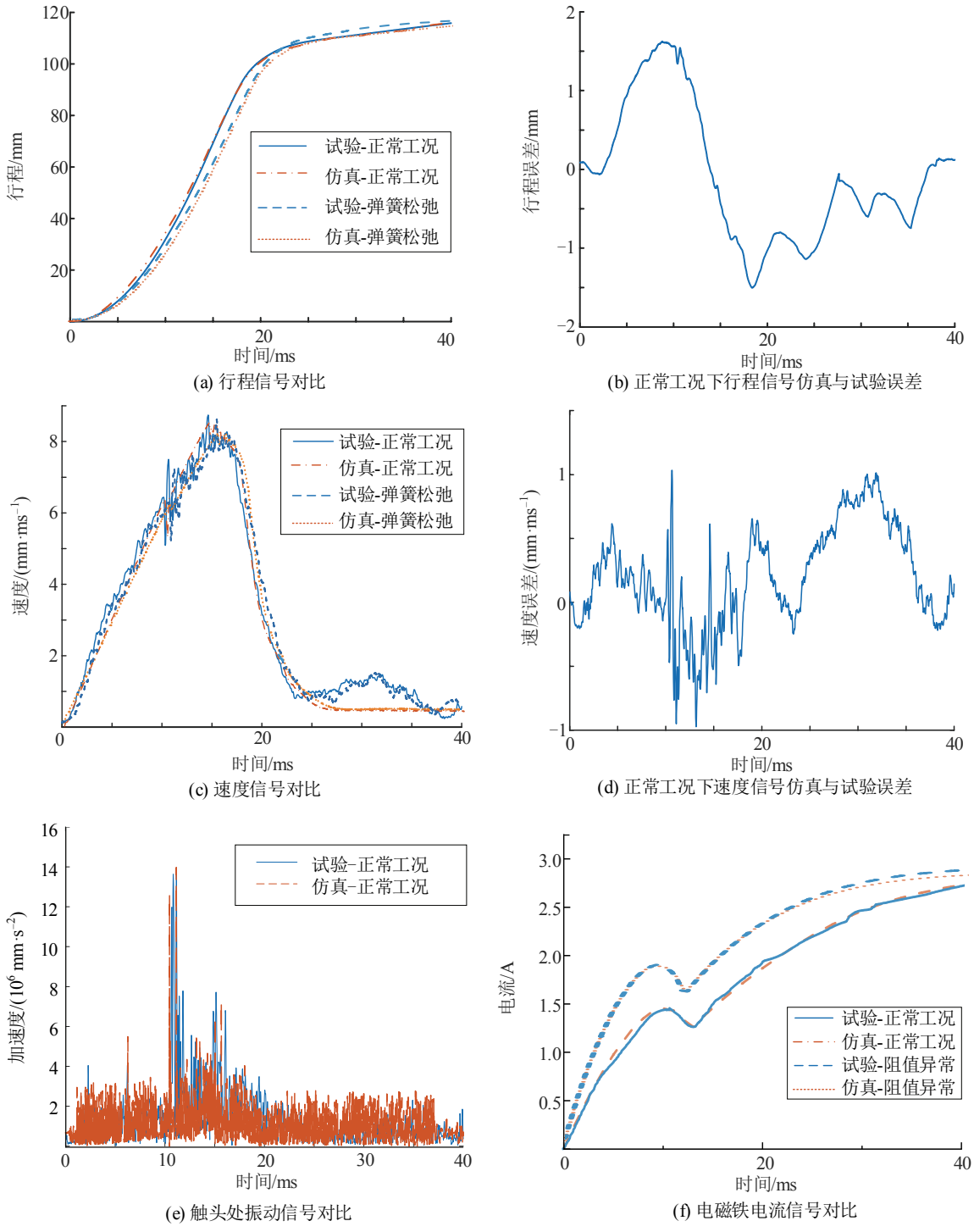
图 2　模型仿真及时序划分方法

Fig.2　Schematic diagram of model simulation and timing partitioning methods

刚度为 156 N/mm[18]。同时设置旋转机构间的摩擦系数，操动轴与储能轴之间滚动摩擦系数为 0.003 5；其他旋转机构滑动摩擦系数设为 0.10[19]。获取到电磁铁动作特性后，将电磁铁的位移动作特性曲线输入到 Adams 多体动力学的单元中作为运动驱动，进行求解计算，获取运动过程及各类信号。

图 3 分别展示在正常工况下仿真与试验在行程、速度、电磁铁电流信号以及触头处振动信号 4 个维度的对比结果。可以看出，仿真结果在变化趋势、峰值时刻、动作时间等方面与实测高度相符，最大误差＜5%，验证了所建仿真模型的准确性。

实际故障试验中的故障设置难以在仿真中精确模拟参数，但故障仿真与故障试验所得信号具有一致的变化趋势。选取 2 类典型故障——弹簧应力



(a) 行程信号对比　(b) 正常工况下行程信号仿真与试验误差

(c) 速度信号对比　(d) 正常工况下速度信号仿真与试验误差

(e) 触头处振动信号对比　(f) 电磁铁电流信号对比

图 3　仿真与试验结果对比

Fig.3　Comparison of simulation signals and test results

松弛(修改弹簧压缩力)、电磁铁异常(修改电磁铁阻值)，在图 3 中分别对比了行程、速度及电磁铁电流的变化趋势。在弹簧松弛故障中，仿真与试验的行程都呈现向后偏移的现象、分闸整体时间增加的趋势，速度的峰值减小，峰值时间后移；而在电磁铁异常故障下，仿真输出的电流信号出现第 1 个波峰出现时间提前、峰值上升，第 1 个波谷值增大、时间提前的现象，对应后续时序点发生偏移。仿真能够体现故障下信号的变化趋势，同时体现部件运动时间偏移以及时序时间的变化，体现后续故障特征的变化趋势。

2.2　信号时序划分

仿真中可获取部分试验中不可获取的量，能更好地探究断路器动作过程，根据仿真结果得到的总体时序划分方法如图 2 所示，仿真中获取到的信号如图 4 所示。由电磁铁动作过程可知，0 时刻，电磁铁开始带电，T_1 时刻，电磁铁电流达到第 1 个峰值，顶杆动作并带动掣子解锁；T_2 时刻，电磁铁电流达到第 1 个谷值，分闸簧受力变化，带动拐臂旋转及触头运动。

利用短时能量法对振动信号中的碰撞事件进行时间定位。短时能量法广泛应用于语音信号的端点检测[20]，在振动事件的识别中同样具有良好的效果。将信号按照滑动窗口进行分帧处理，施加汉明窗权重，计算每帧的能量值作为短时能量。基于短时能量的统计特性，计算其四分位数与四分位间距，并设定统计阈值。当信号能量超过该阈值时，视为存在显著冲击事件，并进一步检测局部最大值以定位事件发生的时刻。由短时能量法对触头振动信号进行时间定位获取到 T_3、T_4 时间点。依据动作过程，结合各信号变化可知，T_3 时刻对应着分闸弹簧出力达到最大，缓冲器受力达到最大，标志着弹簧驱动触头加速运动的结束；T_4 时刻对应触头运动至最末位置且缓慢恢复到平衡位置，此时油缓冲器受力降到 0，触头加速度信号也出现一个冲击。根据仿真过程分析，划分的时序段如表 1 所示。

断路器每次运动不超过 40 ms，在试验中，每次采集从电磁铁电流开始变化的 60 ms 信号，按表 1 进行时序划分，试验方法详见 5.1 节。图 5 展示了 2 路振动信号及其短时能量结果、行程和电磁铁电流信号及对应的时序划分结果。不同安装位置处的传感器获取到的振动信号能量不同，对断路器动作过程所产生的振动事件的敏感程度也有差别，但所

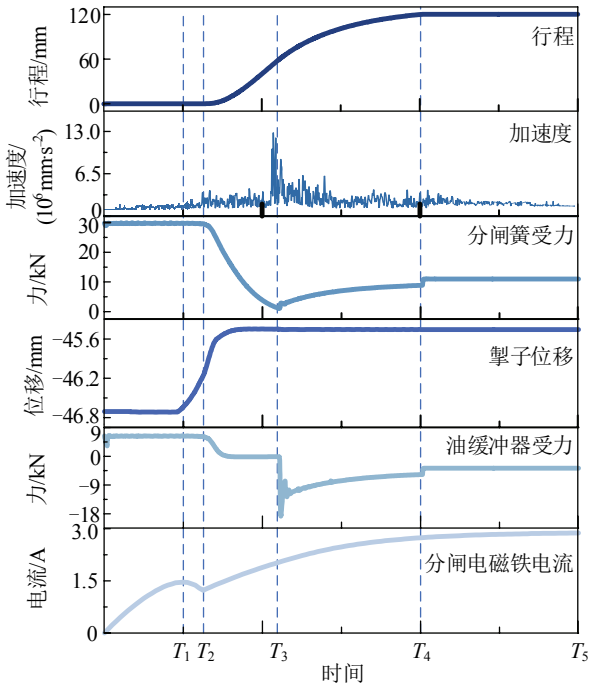


图 4　仿真中各信号图

Fig.4　Signal diagrams in the simulation

表 1　时序区段划分

Table 1　Temporal section division

时序段	区间含义
区间 1(0~T_1)	线圈开始带电但仍未驱动运动阶段
区间 2(T_1~T_2)	顶杆动作解锁阶段
区间 3(T_2~T_3)	弹簧出力触头加速运动阶段
区间 4(T_3~T_4)	缓冲阶段
区间 5(T_4~T_5)	制动阶段

包含振动事件时刻点基本具有一致性[21]。对于信源 1 振动信号，其检测点位于分闸电磁铁处，定位的事件在行程变化初期，且 2 路振动信号发生幅值的快速变化，可判断对应于 T_3；对于信源 2，振动传感器安装在底座处，其振动事件定位在行程变化的末期，两路振动信号在此时刻幅值突增，可判断其定位的振动事件对应于 T_4 时刻。

3　特征提取方法

3.1　振动信号熵特征

振动信号相较于其他信号，具有非平稳、冲击性强的特点，蕴含的信息量颇多。信息熵可用于定量刻画信源信息[22-23]，依据信息熵理论，本文选用衡量信号在频域上能量分布情况的能量熵，分析信号的局部瞬时能量特征且能度量能量分布的不确定性的 Teager-Kaiser 熵以及反映时域信号序列在奇异谱划分下各个模式不确定程度的奇异谱熵作为特征

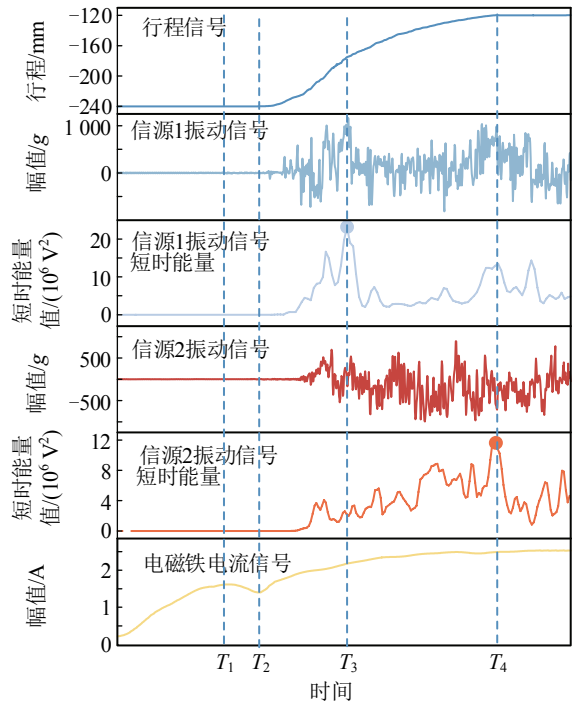


图 5 试验某工况下信号及分段结果

Fig.5 Signal diagram obtained in the experiment

量，从能量分布情况、能量分布复杂情况和信号的复杂度来分析不同时序下振动信号特征。

3.1.1 能量熵

对于时间信号 $\{x(n)\}_{n=1}^{N}$，采用 VMD 法将信号中的多种非平稳分量分离，得到 k 个模态函数 $u(k)$ 的解析信号和单边频谱。对于每个模态分量，其在中心频率 ω_k 处集中，分解时的受变分模型为：

$$\min_{\{u_k\}\{\omega_k\}}\left\{\sum_k \left\| \partial_t\left(\left(\partial(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)u_k(t)\right)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega_k t}\right\|_2^2\right\} \tag{1}$$

式中：$\partial(t)$ 为狄拉克函数；u_k 为第 k 个模态函数 ∂_t 为对时间 t 的求导算子。对各模态分量进行希尔伯特-黄变换获取希尔伯特谱，对其积分可以得到 Hilbert 边际谱，将能量值归一化处理，可获取各分量能量归一化值。最后根据信息熵基本理论，按式(2)定义各分量希尔伯特边际谱能量熵值。

$$H_k = -E_k \log_2 E_k \tag{2}$$

式中：H_k 为各模态分量能量熵；E_k 为第 k 个分量归一化能量熵值。

3.1.2 TKE 熵

TKE 熵是基于 Teager-Kaiser 能量算子发展出的一种熵度量方法。对于给定信号 $x(n)$，其瞬时 Teager 能量为：

$$\Psi\left(x(n)\right) = x^2(n) - x(n+1)x(n-1) \tag{3}$$

对信号的每个样本应用 Teager-Kaiser 能量算子，得到 1 组能量值 $\Psi(x(1))$，$\Psi(x(2))$，$\Psi(x(3))$，…，$\Psi(x(n))$。将能量序列归一化为概率分布 P_i，最后根据香农公式计算 TKE 熵 Q_{TKE}：

$$Q_{\mathrm{TKE}} = -\sum_{i=1}^{n}\left(P_i \log_2(P_i)\right) \tag{4}$$

3.1.3 奇异谱熵

对于时间信号 $x(n)$，通过嵌入维数 m 和延迟 τ 构造嵌入矩阵 $\boldsymbol{X} \in \mathbb{R}^{m\times(N-m+1)}$，对矩阵 $\boldsymbol{X}$ 进行奇异值分解获取到奇异值谱$\{\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \cdots, \sigma_m\}$，计算各奇异值在奇异值谱中的占比，得到相应的概率密度分布函数，并代入信息熵的公式计算其奇异谱熵 Q_{SSE} 为：

$$Q_{\mathrm{SSE}} = -\sum_{i=1}^{m}\lambda_i \log_2(\lambda_i) \tag{5}$$

式中：λ_i 为归一化奇异熵值。

在进行能量熵计算时，设定 6 个分解模态量，计算各个分量和总体的能量熵值[24]；在计算奇异谱熵值时，设定嵌入维数为 $n/2$。将得到的各熵值构成振动信号特征向量 $\boldsymbol{V}_1 = [H_k, Q_{\mathrm{SSE}}, Q_{\mathrm{TEK}}]$。

3.2 电流信号特征参数

断路器分合闸线圈电流为双峰型，不同峰值谷值对应电磁铁动作的不同阶段。分合闸线圈的基本电压平衡方程为：

$$u = iR + L\frac{\mathrm{d}i}{\mathrm{d}t} + E \tag{6}$$

式中：u、i、R、L、E 分别为线圈电压、电流、电阻、电感以及电磁铁铁芯动作所产生的反电动势。图 4、图 5 中展示了分闸操作时电磁铁电流信号，电流的上升下降阶段代表了顶杆的不同运动过程。针对每一时序段的电流信号，提取该段内电流信号的峰值 I_1 及其对应时间 T_{u}，谷值 I_2 及其对应时间 T_{l}，该段内电流累计持续能量 E_{I}，以及时序段持续时间 T_{d}，构成特征向量 $\boldsymbol{V}_2 = [I_1, I_2, T_{\mathrm{u}}, T_{\mathrm{l}}, E_{\mathrm{I}}, T_{\mathrm{d}}]$。

3.3 行程信号特征参数

时域中能够提取的特征主要是曲线发生变化或含有动作意义的点。对于行程信号，其特征主要体现在时域上，提取各时序段中行程变化量作为行程信号特征 $\boldsymbol{V}_3$。

4 基于多源信号时序特征融合分析的故障诊断模型

4.1 牛顿-拉夫逊优化算法

采用牛顿-拉夫逊优化算法对 SVM 参数进行寻

优计算。NRBO 是一种受牛顿拉夫逊法启发的元启发式优化算法，该算法通过应用牛顿-拉夫森搜索规则(Newton-Raphson search rule，NRSR)增强搜索能力，并引入陷阱避免算子(trap avoidance operator，TAO)避免陷入局部最优陷阱[25]。

NRBO 通过在候选解的边界内产生初始随机种群来启动对最优解的搜索，假设优化问题的种群大小为 N，优化参数维度为 d，第 s 个个体在第 p 维度的位置表示为：

$$x_p = l_p + (u_p - l_p)q_p \tag{7}$$

式中：l_p 和 u_p 分别为第 j 维度的下界和上界；q_p 是一个介于 0~1 之间的随机数。

依据设定的适应度函数，计算每个个体的适应度值，并筛选出最佳适应度值及其对应的位置 x_b，以及最差适应度值及其对应的位置 x_w。

在第 a 次迭代中，应用 NRSR 规则来更新个体位置，新的个体位置表示为：

$$x_s^{a+1} = r_1\left(r_1 X_{1s}^a + (1-r_2)X_{2s}^a + (1-r_2)X_{3s}^a\right) \tag{8}$$

式中：r_1 和 r_2 分别代表[0，1]之间随机数；X_{1s}^a、X_{2s}^a、X_{3s}^a 分别为 NRBO 为了增强局部搜索性能和全局搜索性能由当前位置更新得到的 3 个位置。

利用 NRSR 规则得到的新位置，结合步长因子 ρ，更新个体的位置为：

$$X_{1s}^a = x_s^a - N_\mathrm{r} + \rho \tag{9}$$

$$X_{2s}^a = x_\mathrm{b} - N_\mathrm{r} + \rho \tag{10}$$

$$X_{3s}^a = x_s^a - \delta(X_{2s}^a - X_{1s}^a) \tag{11}$$

式中：x_s^a 为第 a 次迭代中第 s 个个体的位置；N_r 是通过 NRSR 规则计算得到的值；δ 是随迭代次数变化的自适应系数，用于避免局部最优并减轻计算量。

为进一步避免陷入局部最优解，引入 TAO 算子，通过组合最佳位置 x_b 与 NRSR 得到的矢量位置 x_{a+1}^n，生成具有增强质量的解 $x^a{}_\mathrm{TAO}$，其表达式为：

$$x_\mathrm{TAO}^a = x + \theta_1(\mu_1 x_\mathrm{b} - \mu_2 x_s^a) + \theta_2\delta(\mu_1 M(x^a) - \mu_2 x_s^a) \tag{12}$$

式中：θ_1 和 θ_2 分别是介于[−1，1]和[−0.5，0.5]之间的随机数；$M(x)$表示对 x 取均值操作；μ_1 和 μ_2 是根据特定的规则生成的随机数，当 μ_1<0.5 时 x 取 x_{a+1}^n，当 μ_1>0.5 时 x 取 x_b。

4.2　基于 SVM 的基本可信度分配获取

支持向量机基于结构风险最小化原则，通过将输入数据映射到高维空间，寻找最优线性分割超平面，从而实现对非线性样本的分类与识别[26]。对于非线性 SVM 分类器按核函数 $K(x_i, y_i)$可表示为：

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} c_i K(x_i, y_i) + b \tag{13}$$

式中：$f(x)$为支持向量机决策函数；x_i 为第 i 个训练样本，y_i 为训练样本对应类别标签；b 为偏置项；c_i 为拉格朗日乘子。

为进一步实现概率输出，使用 Sigmoid 函数，将 SVM 的判决函数 $f(x)$输出映射到[0，1]之间，从而得到后验概率输出：

$$p(y=1|f) = \frac{1}{1+\exp(\alpha f + \beta)} \tag{14}$$

式中：$p(y=1|f)$表示样本属于正类的条件概率；f 为支持向量机的判别函数输出值；α、β 为训练得到的 Sigmoid 映射函数。

在模型训练中，随机划分训练集和测试集，划分比例为 2:1。通过训练过程获得 SVM 最优参数后，将训练模型用于测试集的分类预测，获得样本输出分类结果。

传统的 SVM 分类方法中，所有特征的权重对距离的影响是相同的，这可能导致相关性较低的特征在最终分类中起到过大的作用[27]。为此，引入局部权重因子，根据混淆矩阵结果对不同信号进行加权调整，提升分类鲁棒性。其定义为：

$$\omega_j = m_{jj} / \sum_{g=1}^{j} m_{gj} \tag{15}$$

式中：ω_j 为局部权重因子；j 为故障类别，m_{gj} 为第 g 行第 j 列样本数目。

将局部可信度为权重与后验概率输出结合，可得到经混淆矩阵计算后的可信度的基本分配概率函数权值分配计算式为：

$$P_j = \omega_j p_j / \sum_{j=1}^{k}(\omega_j p_j) \tag{16}$$

式中：p_j 为后验概率输出。

4.3　基于 D-S 证据理论的多信号融合决策

Dempster-Shafer(D-S)证据理论是一种广泛应用于处理不确定信息的推理模型，其核心思想是将多个证据源的共享信息融合在同一决策框架下，从而形成最终的决策结论。D-S 证据理论的关键优势在于其能够处理证据之间的冲突问题，避免单一证据体的偏见[28]。

在决策框架 $\Theta = \{A_1, A_2, \cdots, A_j\}$ 中，A_j 为决策框架中的一个命题，若映射 $e: 2^\Theta \to [0,1]$，满足 $e(\varnothing) = 0, \sum e(A) = 1$，则 e 被称为基本赋值概率函数(basic probability assignment，BPA)，$e(A)$为对命题 A

的基本可信度分配，$\overline{A}$ 为 A 的反问题，对决策框架有：

$$G(A)=\sum_{B\subseteq A}c(B) \tag{17}$$

$$L(A)=1-G(\overline{A})=\sum_{B\cap A\neq\varnothing}G(B) \tag{18}$$

式中：$\sum_{B\subseteq A}c(B)$ 为 B 的基本可信度分配函数；$G(\overline{A})$ 为可信度函数；$L(A)$ 为似真度函数。

证据理论的核心思想是将同一决策框架下不同证据体的基本可信度进行融合计算，得到新的可信度。当存在 2 个独立证据体 E 和 F，其对应的基本赋值概率函数为 u_1 与 u_2，则其合成函数 u 表达如下：

$$\begin{cases}u(\varnothing)=0\\ u(A)=\dfrac{1}{1-W}\sum\limits_{E\cap F=A}(u_1(E)u_2(F)),A\neq\varnothing\end{cases} \tag{19}$$

式中：W 为冲突系数，用于衡量证据间冲突程度。当 W 趋近于 1 时，表明 2 个证据体间存在较强冲突。定义分类器的全局可信度为：

$$\eta=(m_{11}+m_{22}+m_{22}+\cdots+m_{jj})/n \tag{20}$$

式中：n 为样本数目。全局可信度可代表分类器的分类能力。在多证据体加权融合过程中，引入 η 可作为修正因子，用于减少不一致性对最终结果的影响，并形成新的基本概率分配函数：

$$u(A_1,A_2,\cdots,A_j,\Phi)=(\eta P_1,\eta P_2,\cdots,\eta P_j,0) \tag{21}$$

式中：$u(\cdot)$表示其中某分类器构造的基本概率赋值函数；η 为全局可信度修正因子；P_j 为每一类的综合置信度分布概率；A_i 表示第 i 个故障类别。

整体的故障诊断算法流程如图 6 所示。前期融合不同窗口下单一信号特征，获取单源信号的初步识别结果，依据混淆矩阵进行后验概率加权和全局可信度修正，通过证据理论融合多源结果。

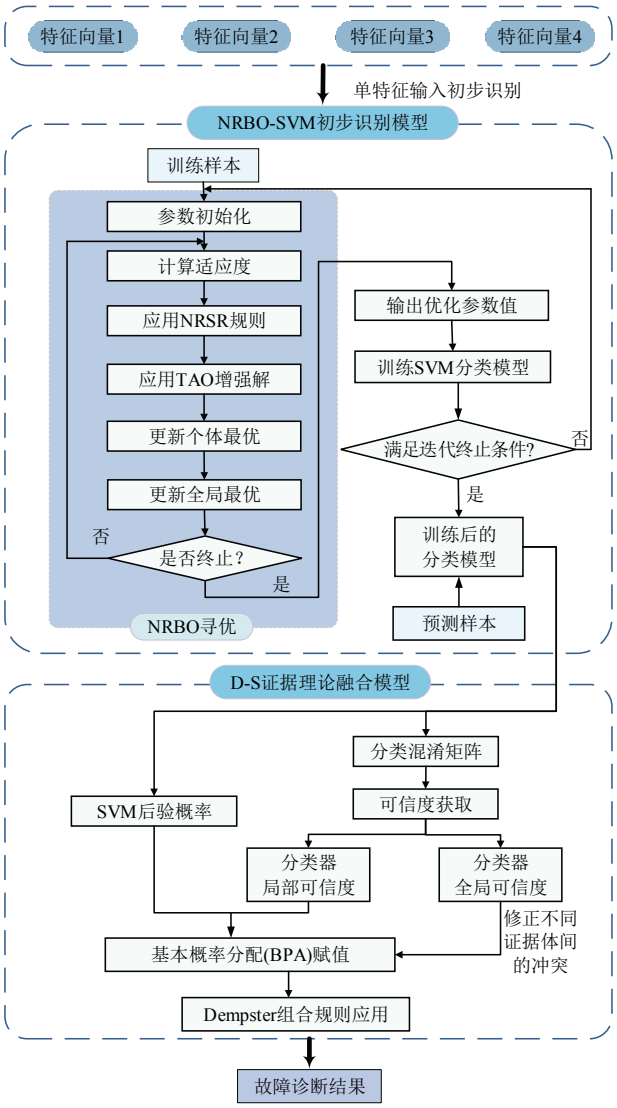


图 6 故障诊断算法流程

Fig.6 Fault diagnosis algorithm flow

5 结果分析

5.1 故障试验

通过搭建操动机构故障模拟平台进行故障模拟，平台以某公司生产的 CT-26 型弹簧操动机构断路器为基础，由 HSTS08L 霍尔电流传感器、1E111A 型加速度传感器及 MK310A 角位移传感器分别测量分闸电磁铁电流信号、振动信号和行程信号，由东华测试采集仪 DH5922D 采集数据，搭建的试验电路模拟图如图 7 所示。

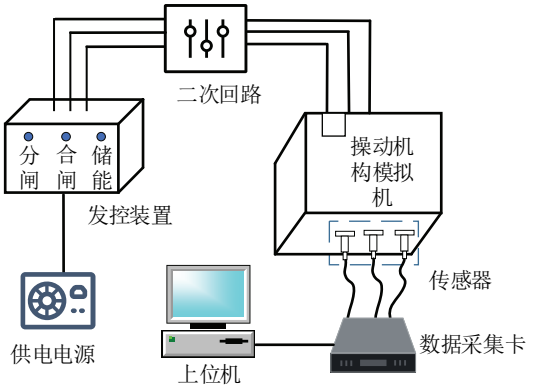


图 7 操动机构故障试验接线图

Fig.7 Wiring diagram of operating mechanism fault test

在故障模拟方面，以 4 类典型故障为基础，设置了分闸电磁铁阻值异常(通过更换阻值异常的分闸电磁铁)、分闸掣子磨损(更换磨损掣子件)、传动

轴负载增加导致卡涩(在分闸簧上加阻尼构建)和分闸弹簧松弛(修改弹簧预压缩量) 4 类故障，具体的故障模拟和试验平台如图 8 所示。采集各类故障工况下各 30 组数据，一共 120 组数据。

5.2　特征分布及时序变化分析

对不同类型的故障进行不同时序段下特征值分布情况分析，选定 30 个样本，由于区间 1 机构仍未运动，仅对顶杆运动、弹簧出力、缓冲及制动 4 个阶段的振动信号进行分析，得到信源 1 振动信号的特征分布如图 9 所示。

图 9(a)展示了基于 VMD 分解的能量熵在不同动作时序段下的分布情况，用以表征信号在频域内的能量分布复杂度。区间 2 作为动作初始阶段，信号整体频率结构较为简单，各样本的能量熵普遍偏低；区间 3 为弹簧能量释放区间，熵值整体显著上升，显示出信号中频率成分迅速增多、能量分布更为均匀；区间 4 进入缓冲阶段后，熵值略有下降，但部分样本仍保留较高频率复杂性；区间 5 为制动阶段，熵值分布收敛，信号结构逐渐恢复平稳。不同故障在不同区间也有不同的分布，如在区间 2，该时序下主要为电磁铁和顶杆脱扣机构动作，阻值异常的能量熵要低于其他 3 类，可作为分类器早期识别的依据；负载增加故障下的熵值都要高于其他 3 类，这是由于负载增加导致卡涩，造成摩擦阻滞，导致动作过程中持续存在非平稳波动与复杂动态扰动，进而在频率、能量和结构维度均显著增加了信号的复杂度。

图 9(b)展示了 TKE 熵的分布情况，以度量信号中瞬时能量变化的剧烈程度。从整体来看，TKE 熵呈现先增后降的趋势，随着机构的不断运动，信号的能量变化不断加剧，熵值逐步增大，在制动阶段熵值回落，信号变化趋于平缓。对于弹簧松弛故障而言，其在区间 3 的值要低于其他类故障，反映了弹簧出力不足，能量释放缓慢导致出力阶段信号波动较小；而在区间 4，由于出力减小，此时结构反弹、机构回位不协调会导致缓冲期出现不稳定信号，表现的结果就是熵值的增大。

奇异谱熵值用于衡量信号结构的复杂度和不确定性，图 9(c)为各时序下的奇异谱熵值分布。对于区间 2 而言，阻值异常和负载增加故障下的奇异谱熵值要高于其他 2 类，而在区间 3 中，掣子磨损的熵值偏低，不同区间下不同熵值有不同分布，能够进行较好区分。

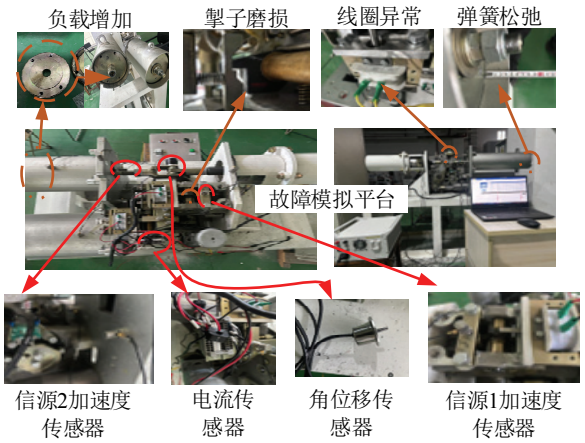


图 8　操动机构故障试验平台

Fig.8　Platform for operating mechanism fault tests

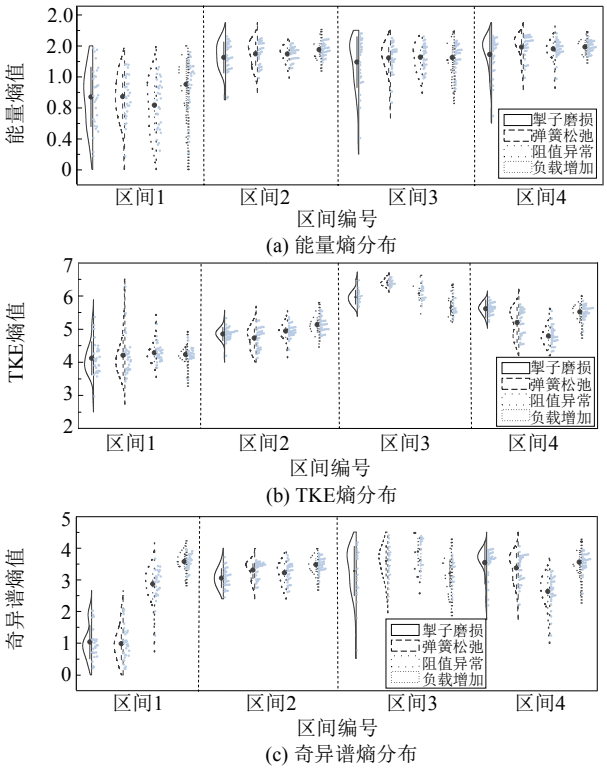


图 9　信源 1 振动信号部分特征分布图

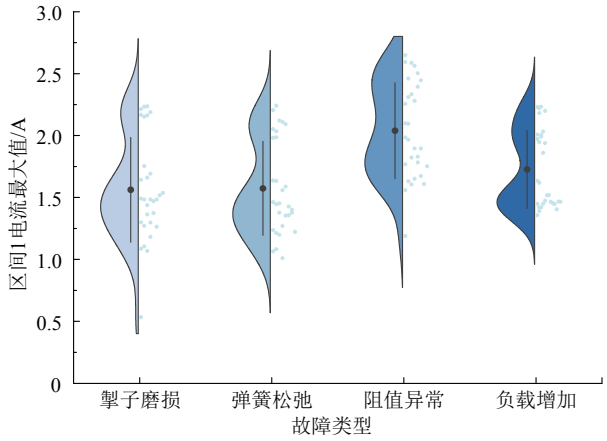
Fig.9　Partial characteristic distribution map of vibration signal of source 1

选取区间 1 电流最大值和区间 2 电流最小值 2 个特征，得到特征分布如图 10 所示。由图 10 可知，电磁铁异常主要影响电流初期的上升和回落阶段，由式(7)可知，电磁铁匝数异常，阻值降低，电流增大，从而电流的区间 1 最大值、区间 2 电流最小值显著高于其他故障，可作为区分该故障与其他故障的依据。

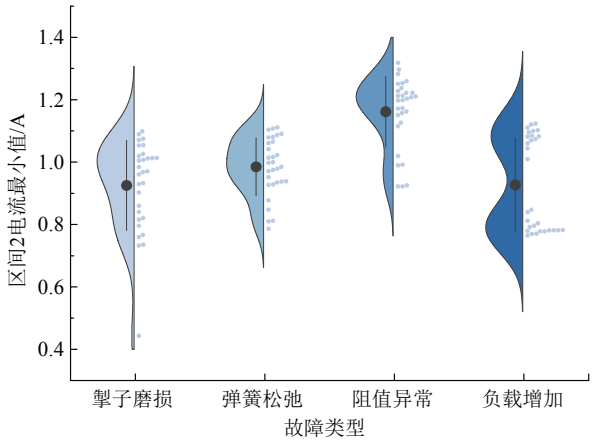
5.3 故障诊断结果分析

利用 NRBO-SVM-DS 模型进行故障诊断。SVM 辨识算法采用径向基核函数，以一对多策略分析多分类问题。采用 NRBO 算法寻优计算，定义优化算法中种群大小为 60，最大迭代次数为 100，参数下界在[0.01，0.01]区间内，参数上界在[10，000.1]区间内，维度为 2。将不同状态下的不同信号特征输入至优化后的 SVM 模型获取单源信号故障诊断效果，由 SVM 模型输出初步的后验概率，获取单源信号诊断混淆矩阵，计算局部和全局权重因子，如表 2 所示。根据权重因子由式(21)计算加权基本概率。使用本文提出的融合决策模型对测试数据进行决策层融合，得到最终故障分类结果。

为验证 NRBO 的优化性能，使用相同数据样本与特征提取方法，与常用的粒子群优化(particle swarm optimization，PSO)算法和灰狼优化算法(grey wolf optimization，GWO)进行对比，故障识别率如表 3 所示。由表 3 可知，经 NRBO 优化后的 SVM 效果优于其他 2 类常见的优化算法。



(a) 电流特征1分布



(b) 电流特征2分布

图 10 部分电流特征分布

Fig.10 Partial current characteristic distribution

图 11(a)为单源、未时序切割提取特征故障诊断结果对比图，由图 11 可知，融合后的分类器模型对 4 种故障类型可实现 97.5%的分类准确率，相较于

表 2 全局可信度和局部可信度计算结果

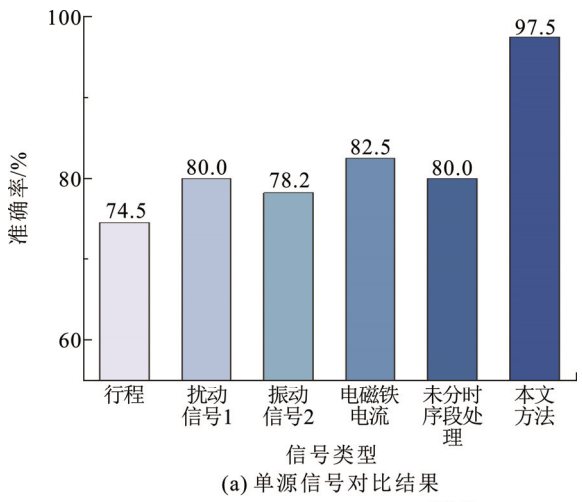
Table 2 Calculation results of global and local credibility

证据体	状态	电磁铁电流信号	振动信号 1	振动信号 2	行程信号
全局权重因子	—	0.825	0.800	0.782	0.745
局部权重因子	掣子磨损	0.667	0.818	0.636	0.728
	弹簧松弛	0.667	0.750	0.889	0.750
	电磁铁异常	1.000	0.728	0.728	0.667
	负载增加	1.000	1.000	0.889	0.889

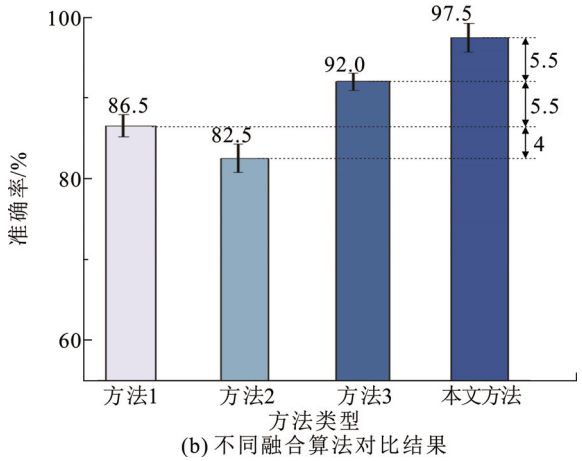
表 3 不同优化方法故障识别率对比

Table 3 Comparison of fault recognition rates by different optimization methods

优化算法	各故障类型的识别率				总体准确率
	掣子磨损	弹簧松弛	电磁铁异常	负载增加	
PSO	0.900	0.700	1.000	0.900	0.875
GWO	0.900	0.800	1.000	0.900	0.900
NRBO	1.000	0.900	1.000	1.000	0.975



(a) 单源信号对比结果



(b) 不同融合算法对比结果

图 11 故障诊断结果对比

Fig.11 Comparison of fault diagnosis results

单一信源信号，分类精度提升明显，综合分类准确率比电磁铁电流信号、信源 1 振动信号、信源 2 振动信号和行程信号分别提高 15%、17.5%、19.3% 和 23%，经过融合后 4 个证据体之间形成有效互补、相互融合。对比未时序切割和时序切割提取特征下的诊断结果，时序切割后的诊断精度有效提高了 17.5%，验证时序联合分析方法的有效性。

在相同试验数据的基础上，为验证所提方法的有效性，分别引入 3 种已有的多源信号融合故障诊断算法进行对比试验。图 11(b)展示了各方法在 5 次重复测试中的平均诊断准确率及标准差。其中，方法 1 基于恒等映射 CNN 构建深层特征融合模型[29]，在相同输入条件下达到 86.50%的准确率；方法 2 通过筛选特征后利用 PCA 降维，将融合特征输入支持向量机进行分类[8]，其准确率为 82.50%；方法 3 采用优化的随机森林算法对多传感器特征进行融合[30]，平均准确率达到 92.00%。相比之下，本文方法在多次测试中表现出更高的稳定性与泛化能力，平均准确率达到 97.50%，在所有方法中表现最佳，误差范围也最小，体现出更高的稳定性与泛化能力。

6　结论

1）相对于传统方法中使用单一信号，文中利用断路器动作所产生的多源振动信号电磁铁电流信号和行程信号进行融合诊断，避免了由于采用单一信号所造成的其他信号特征丢失的现象，提高了故障诊断率，对全面反映断路器故障起到较好的效果。

2）基于弹簧操动机构断路器部件运动先后关系，将信号进行分窗特征提取，能够更好地获取到不同动作区间的信号特征，获取局部信息，从而能够更完全地表示故障信号。

3）利用牛顿-拉夫逊算法对支持向量机模型进行优化，基于证据理论对各单源信号进行决策层融合，有效提高了模型诊断精度，对于高压断路器故障诊断上有良好的应用价值。

除了本文所使用的 3 类信号外，高压断路器的状态监测信号还包括声音信号及电压电流录波等，丰富检测信号维度、细化时序特征关联规律将是后续的研究方向。

参考文献　References

[1] 李建鹏，赵冀宁，孟延辉，等. 高压断路器操动机构非侵入式多信息检测及故障诊断研究[J]. 高压电器，2024，60(7)：128-137.
LI Jianpeng, ZHAO Jining, MENG Yanhui, et al. Non-intrusive multi-information detection and fault diagnosis of operating mechanisms for high-voltage circuit breakers[J]. High Voltage Apparatus, 2024, 60(7): 128-137.

[2] 彭　搏. 高压断路器在线监测与故障诊断系统的研究[D]. 上海：上海交通大学，2013.
PENG Bo. Research about the on-line monitoring and fault diagnosis system of high voltage circuit breaker[D]. Shanghai, China: Shanghai Jiao Tong University, 2013.

[3] 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.

[4] CARVALHO A, CORMENZANA M L, FURUTA H, et al. CIGRÉ technical brochure No. 510: final report of the 2004-2007 international enquiry on reliability of high voltage equipment, part 2-reliability of high voltage SF6 circuit breakers[R]. Paris, France: CIGRÉ, 2012.

[5] 关永刚，杨元威，钟建英，等. 高压断路器机械故障诊断方法综述[J]. 高压电器，2018，54(7)：10-19.
GUAN Yonggang, YANG Yuanwei, ZHONG Jianying, et al. Review on mechanical fault diagnosis methods for high-voltage circuit breakers[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(7): 10-19.

[6] 杨秋玉，王　栋，阮江军，等. 基于振动信号的断路器机械零部件故障程度识别[J]. 电工技术学报，2021，36(13)：2880-2892.
YANG Qiuyu, WANG Dong, RUAN Jiangjun, et al. Fault severity estimation method for mechanical parts in circuit breakers based on vibration analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(13): 2880-2892.

[7] 豆龙江，何玉灵，万书亭，等. 基于振动信号的高压断路器弹簧疲劳程度检测方法[J]. 电工技术学报，2022，37(24)：6420-6430.
DOU Longjiang, HE Yuling, WAN Shuting, et al. Detecting method of high voltage circuit breaker spring fatigue based on vibration signal[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(24): 6420-6430.

[8] 孙曙光，唐　尧，王景芹，等. 基于多信号特征融合的断路器操作机构寿命预测[J]. 高电压技术，2022，48(11)：4455-4468.
SUN Shuguang, TANG Yao, WANG Jingqin, et al. Life prediction of operating mechanism for circuit breaker based on multiple signal feature fusion[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4455-4468.

[9] 徐小健，于　飞. 基于输出电压轨迹的三相逆变器开关管开路故障诊断[J]. 中国电机工程学报，2024，44(3)：1106-1116.
XU Xiaojian, YU Fei. A fault diagnosis method based on output voltage patterns for switch open-circuit fault of three-phase inverters[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(3): 1106-1116.

[10] 李　旭，郝　建，李　滢，等. 变频电流激励下 GIS 隔离开关机械缺陷的振动非线性行为及其辨识方法[J]. 高电压技术，2024，50(2)：579-589.
LI Xu, HAO Jian, LI Ying, et al. Nonlinear vibration behavior and identification method for GIS disconnector looseness mechanical defect under variable frequency currents excitation[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(2): 579-589.

[11] 张艳飞，邵　阳，吕　磊，等. 高压断路器机械故障在线监测实验平台研究[J]. 机械科学与技术，2024，43(6)：1056-1062.
ZHANG Yanfei, SHAO Yang, LÜ Lei, et al. Research on online monitoring experimental platform for mechanical faults of high-voltage circuit breakers[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2024, 43(6): 1056-1062.

[12] 孙曙光，杨飞龙，陈　静，等. 基于振动-电流广域特征与软共享机制的断路器多故障诊断[J]. 仪器仪表学报，2024，45(1)：46-59.
SUN Shuguang, YANG Feilong, CHEN Jing, et al. Multi-fault diagnosis of circuit breaker based on vibration-current wide-domain features and soft sharing mechanism[J]. Chinese Journal of Scientific Instru-

ment, 2024, 45(1): 46-59.
[13] 赵书涛，张 佩，申 路，等. 高压断路器振声联合故障诊断方法[J]. 电工技术学报，2014，29(7)：216-221.
ZHAO Shutao, ZHANG Pei, SHEN Lu, et al. Vibration and acoustic joint mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(7): 216-221.
[14] ZHANG J Z, WU Y B, XU Z, et al. Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on multi-sensor information fusion with training weights[J]. Measurement, 2022, 192: 110894.
[15] 陈 磊. 高压断路器振动信号特征提取及故障诊断方法研究[D]. 北京：华北电力大学(北京)，2021.
CHEN Lei. Research on vibration signal feature extraction and fault diagnosis method of high-voltage circuit breaker[D]. Beijing, China: North China Electric Power University(Beijing), 2021.
[16] 刘会兰，常庚垚，赵书涛，等. 动作时序优化振动信号混沌吸引子特征的断路器操动状态辨识方法[J]. 高电压技术，2024，50(6)：2635-2644.
LIU Huilan, CHANG Gengyao, ZHAO Shutao, et al. Circuit breaker operating state identification method based on optimized vibration signal chaotic attractor characteristics by action sequence[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(6): 2635-2644.
[17] 孙曙光，王泽伟，陈 静，等. 基于卷积变分自编码和多头自注意力机制的断路器剩余机械寿命预测[J]. 仪器仪表学报，2024，45(3)：106-118.
SUN Shuguang, WANG Zewei, CHEN Jing, et al. Remaining mechanical useful life prediction for circuit breaker based on convolutional variational autoencoder and multi-head self-attention[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 106-118.
[18] 王增彬，张 拓，姚聪伟，等. CT-26 型断路器操动机构动力学仿真及拐臂疲劳寿命分析[J]. 浙江电力，2021，40(5)：93-99.
WANG Zengbin, ZHANG Tuo, YAO Congwei, et al. Dynamic simulation of the operating mechanism of CT-26 circuit breaker and fatigue life analysis of the linkage[J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(5): 93-99.
[19] 张笑瑞. 高压断路器弹簧操动机构储能故障诊断方法研究[D]. 成都：西南交通大学，2022.
ZHANG Xiaorui. Research on fault diagnosis methods for energy storage of spring operating mechanism in high-voltage circuit breakers[D]. Chengdu, China: Southwest Jiaotong University, 2022.
[20] 梁玄鸿，王有元，古洪瑞. 基于换档全过程振动强度的变压器 CM 型有载分接开关机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报，2024，44(10)：4145-4156.
LIANG Xuanhong, WANG Youyuan, GU Hongrui. A mechanical fault diagnosis method of transformer CM-type on-load tap changer based on the vibration strength of the overall tap changing process[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(10): 4145-4156.
[21] 豆龙江. 断路器弹簧操作机构故障机理分析及诊断方法研究[D]. 北京：华北电力大学(北京)，2019.
DOU Longjiang. Research on fault mechanism and diagnosis method of circuit breaker spring operating mechanism[D]. Beijing, China: North China Electric Power University(Beijing), 2019.
[22] 郑海龙，吕桂贤，江覃晴，等. 基于信息熵理论对变压器光纤传感器声探测信号的特征提取及识别研究[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(10)：156-166.
ZHENG Hailong, LÜ Guixian, JIANG Qinqing, et al. Feature extraction and recognition of transformer fiber optic sensor acoustic detection signals based on information entropy theory[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(10): 156-166.
[23] 张广伦，钟海旺. 信息熵在电力系统中的应用综述及展望[J]. 中国电机工程学报，2023，43(16)：6155-6180.
ZHANG Guanglun, ZHONG Haiwang. Review and prospect of information entropy and its applications in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(16): 6155-6180.
[24] 范兴明，许洪华，李 涛，等. 基于 SMA-VMD 和能量熵的高压断路器故障诊断[J]. 高电压技术，2024，50(12)：5248-5258.
FAN Xingming, XU Honghua, LI Tao, et al. Fault diagnosis of high-voltage circuit breakers based on SMA-VMD and energy entropy[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(12): 5248-5258.
[25] SOWMYA R, PREMKUMAR M, JANGIR P. Newton-Raphson-based optimizer: a new population-based metaheuristic algorithm for continuous optimization problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128: 107532.
[26] 盖曜麟，葛丽娟，郭懿中，等. 基于改进 SVM 算法的高压断路器故障诊断[J]. 高压电器，2022，58(12)：14-20.
GAI Yaolin, GE Lijuan, GUO Yizhong, et al. Fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on improved SVM algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(12): 14-20.
[27] 李志伟，曹 乐. 基于 SVM-DS 证据理论融合决策的故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制，2023，43(5)：148-153，254.
LI Zhiwei, CAO Le. Bearing fault diagnosis method based on SVM-DS evidence theory and single sensor multi-dimensional feature fusion decision[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(5): 148-153, 254.
[28] 曾 瑞. 基于声-振信息融合的高压断路器机械故障诊断技术研究[D]. 保定：华北电力大学，2023.
ZENG Rui. Research on mechanical fault diagnosis technology of high voltage circuit breaker based on sound-vibration information fusion[D]. Baoding, China: North China Electric Power University, 2023.
[29] 王晓明，周 柯，周 卫，等. 基于恒等映射 CNN 的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 高电压技术，2021，47(10)：3657-3663.
WANG Xiaoming, ZHOU Ke, ZHOU Wei, et al. Mechanical fault diagnosis method for high-voltage circuit breakers based on invariant mapping CNN[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3657-3663.
[30] 马速良，武建文，袁 洋，等. 多振动信息下的高压断路器机械故障随机森林融合诊断方法[J]. 电工技术学报，2020，35(S2)：421-431.
MA Suliang, WU Jianwen, YUAN Yang, et al. A random forest fusion diagnosis method for mechanical faults of high-voltage circuit breakers based on multiple vibration information[J]. Transactions of the China Electrotechnical Society, 2020, 35(S2): 421-431.



唐 政
2002—，男，博士生
主要从事高压断路器故障诊断等方面的研究工作
E-mail: tang_neon@163.com

TANG Zheng
Ph.D. candidate



严英杰(通信作者)
1988—，男，博士，副教授
主要从事变压器、开关数字化技术等方面的研究工作
E-mail: yanyingjie@sjtu.edu.cn

YAN Yingjie
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期 2025-05-26 在线出版日期 2025-08-04 编辑 曾文君