

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2024.12.004

基于线圈电流改进相轨迹特征的断路器故障分类方法

李 琼¹, 陈亚奇², 范瑞祥¹, 邹 阳¹, 龙国华¹

(1. 国网江西省电力有限公司电力科学研究院, 南昌 330096; 2. 南昌航空大学信息工程学院, 南昌 330063)

摘要: 为了能更有效地对断路器进行故障状态诊断, 文中提出了基于分合闸线圈电流改进相轨迹特征的断路器故障分类方法。首先, 采用相空间重构法对5种故障状态的分合闸线圈电流数据进行处理, 利用互信息法和伪近邻算法分别确定延迟时间 τ 、嵌入维数 m , 将电流信号重构至高维空间获得相轨迹; 其次, 采用相轨迹的2维整体形态特征, 同时引入3维局部拐点特征构建5维故障特征集, 以提高不同故障类型的相轨迹特征差异性; 最后将故障特征集作为诊断依据输入构建基于支持向量机的断路器故障诊断模型。实例样本分析结果表明, 文中所提方法能准确、稳定地提取故障电流信号相空间特征, 实现更加高效的断路器故障诊断。

关键词: 断路器; 分合闸线圈电流; 相空间重构; 改进相轨迹特征

Fault Classification Method of Circuit Breaker Based on Improved Phase Trajectory Features of Coil Currents

LI Qiong¹, CHEN Yaqi², FAN Ruixiang¹, ZOU Yang¹, LONG Guohua¹

(1. Institute of Electric Power Science, State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330096, China; 2. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: For effective fault status diagnosis of circuit breaker, a kind of fault classification method of circuit breaker based on the improved phase trajectory characteristics of the opening and closing coil current is proposed. First, the phase space reconstruction method is used to process the current data of the opening and closing coils of five fault status, and the mutual information method and pseudo-nearest neighbor algorithm are used to determine the delay time τ and the embedding dimension m respectively, and the current signal is reconstructed into high-dimensional space to obtain the phase trajectory. Then, the 5D fault feature set is constructed by adopting 2D overall morphological characteristics of the phase trajectory and, at the same time, the 3D local inflection point features is introduced to improve the difference of phase trajectory characteristic of different types of faults. Finally, the fault characteristic set is used as the diagnosis basis input to construct the fault diagnosis model of circuit breaker based on support vector machine. The real sample analysis results show that the method proposed in this paper can accurately and stably extract the phase space characteristics of fault current signal and achieve more efficient fault diagnosis of circuit breaker.

Key words: circuit breaker; current of opening and closing coil; phase space reconstruction; improved phase trajectory feature

0 引言

高压断路器作为电力系统中的重要组成部分, 其线圈电流信号是判断断路器操作状态和故障诊断的关键依据^[1-6]。然而, 由于断路器工作时复杂的环境和外界干扰等因素的存在, 断路器线圈电流信号常常呈现出非线性、高维度等难以分析和处理的

特点, 且某些不同故障的线圈电流信号存在相似性, 这都给断路器状态诊断分析带来了巨大挑战。故在不同故障断路器复杂线圈电流信号中准确提取出表征断路器状态信息的特征并加以分析判断, 对提高断路器故障诊断的准确性和稳定性显得尤为重要。

针对断路器的故障特征提取信息不足和准确

收稿日期: 2024-07-12; 修回日期: 2024-09-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52267008)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(52267008).

率低的问题,目前国内外学者对断路器故障提取进行了多方面研究。在断路器线圈电流信号特征提取分析方面,王天泽^[7-8]等人提出改进的电流波形极值判断法准确提取了断路器分合闸线圈电流信号特征点;刘会兰^[9]等提取线圈电流波形突变电流和时间与累积能量作为电流信号特征,可对断路器二次回路与操动过程进行辨识;孙曙光等^[10]将线圈电流信号经过集合经验模态分解后,处理能量矩特征形成能量矩序列,与不同故障的参考序列进行灰色综合关联度分析,能准确有效地进行故障诊断。以上学者主要从电流信号的时频域分析着手,实现了断路器的故障诊断,但在故障早期或故障不太严重时,故障信号不明显往往影响故障的特征的提取,采用各类降噪方法又势必影响信号特征信息的表达,从而影响故障诊断准确率的稳定性。

针对断路器其他非线性、非平稳信号特征分析方面,广泛使用的方法为相空间重构法、信息熵法,李自强、刘晓明等^[11-12]对断路器机械振动信号进行相空间重构,提取相轨迹的形态特征和属性特征输入支持向量机分类模型进行准确有效地故障识别。谭家明、夏小飞等^[13-14]利用信息熵法分别对断路器振动信号和声学指纹信号进行特征分析提取,从而表征不同状态信号的随机性。但振动、声学信号的采集需要安装信号传感器,且信号受外界干扰较大,处理复杂。

分合闸线圈电流信号具有非侵入、采集方便的特点,但考虑到其混沌特性对特征提取的影响,需选择合适的信号处理方法对其处理分析。

因此,为了进一步解决断路器线圈电流信号特征信息提取不足、不稳定的问题,文中构建基于线圈电流信号相空间重构的断路器故障诊断模型。首先采用互信息函数法和嵌入维数法自适应确定相空间重构参数,基于线圈电流信号重构相空间获取对应相轨迹;其次,为实现对相轨迹信息的充分利用,加强故障类型差异化,提取相轨迹总体特征和局部特征构建综合故障特征集合,以此建立支持向量机故障分类模型,实现断路器不同故障下准确且稳定的辨识诊断。

1 线圈电流的相空间重构与重构参数确定

1.1 断路器线圈电流信号混沌特性

断路器合闸线圈电流波形见图1。在电流信号的时域模型中,关键时间点 T_1 、 T_3 、 T_5 与相对应的电流节点值 I_1 、 I_3 、 I_5 ,均能反映线圈电流、电阻和电磁铁运动状态等物理信息^[15-18]。

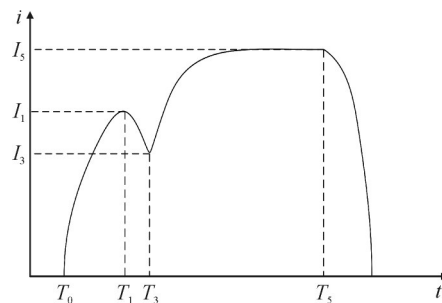


图1 断路器合闸线圈电流波形

Fig. 1 Circuit breaker closing coil current waveform

文中采用的相空间重构技术是将一维混沌时间序列重构到高维相空间,再从中提取和恢复动力系统原来的规律。因此,应首先判断高压断路器线圈电流信号是否具有混沌特性,在信号具有混沌特性的情况下才能采用相空间重构技术对其进行分析。

依据混沌理论,最大李雅普诺夫(Lyapunov)指数为正可表明信号具有混沌特性^[19]。文中利用wolf法^[20]计算合闸过程中正常状态的最大Lyapunov指数。为了更好地分析断路器线圈电流的混沌特性,取同一工作状态的连续动作测试周期进行结合分析,正常状态下的10个周期的接续电流信号见图2。正常状态与4种故障状态下的Lyapunov指数谱见图3,利用wolf方法经均值计算的最大Lyapunov指数均大于0。其中5种状态下电流信号的计算结果见表1,最大Lyapunov指数均大于0,表明断路器线圈电流信号具有混沌特性,可采用相空间重构技术对其进行后续分析。

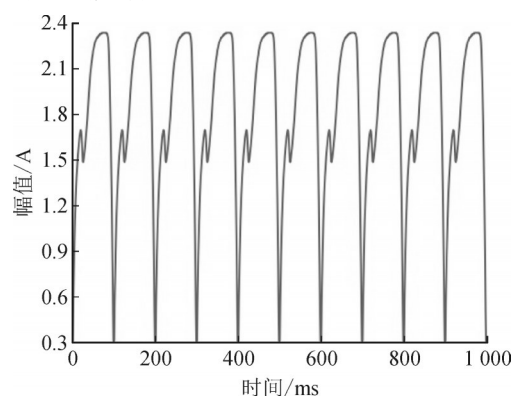


图2 正常状态多周期电流信号

Fig. 2 Normal state multi-cycle current signal

1.2 线圈电流信号的相空间重构

基于Takens定理^[21],对于给定的长度为 N 的电流时间序列 $x(t)=\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$,在延迟时间为 τ ,嵌入维数为 m 情况下,其重构的相空间可表示为

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_K & x_{K+\tau} & \cdots & x_{K+(m-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

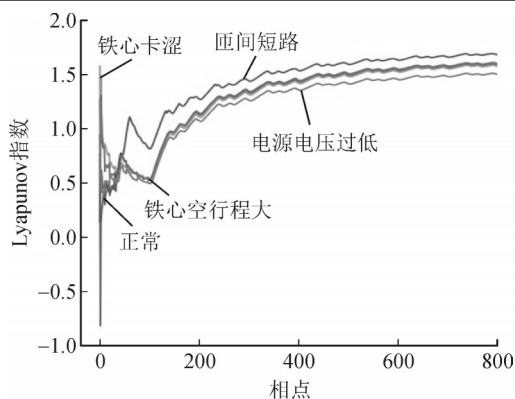


图3 Lyapunov指数谱

Fig. 3 Lyapunov index spectrum

表1 不同故障状态下的最大Lyapunov指数

Table 1 Maximum Lyapunov index for different

fault states

故障状态	最大Lyapunov指数
正常	1.231
铁心卡涩	1.206
铁心空行程大	1.129
匝间短路	1.371
电源电压过低	1.119

式(1)中, $K=N-(m-1)t$, 在相空间中这 K 个相点共同构成电流信号时间序列相轨迹。

相空间重构时 τ 和 m 的选择直接影响重构的质量, 决定了所重构的相空间是否能准确反应时间序列的特征信息。当嵌入维数 $m=2$, 不同延迟时间变化下的线圈电流时间序列相轨迹图变化见图4。其中变量 $x(t)$ 为横轴, 以 $x(t)$ 的延迟变量 $x(t+\tau)$ 为纵轴。图4(a)为正常状态的电流信号时序在延迟时间 $\tau=9$ 的相空间重构轨迹, 这时线圈电流信号时域波形的关键点与相空间重构轨迹特征点之间存在对应关系: T_1 、 T_3 关键点对于轨迹内陷点 A , T_5 关键点对于轨迹右上方突出点 B ; 图4(b)、(c)分别为延迟时间 $\tau=3$ 、15 的相空间重构轨迹。由图4可知: 当延迟时间 τ 过小, 相轨迹变换点 A 压缩在内陷闭合轨迹上, 相轨迹变换点 B 压缩在轨迹曲线变换复杂的右侧顶点周围; 延迟时间 τ 过大, 会导致相轨迹分散, 使得相轨迹特征点 A 的分量被拉伸。因此, 确定嵌入维数后, 时间延迟过大或过小都会导致电流信号在相空间中的特征不明显, 使得后续特征提取分析困难, 需选取一个合适的延迟时间, 重构至能正确还原原始信号动力学信息的相空间。

1.3 相空间重构参数的自适应确定

为解决以上问题, 文中采用互信息函数法和伪近邻法分别实现相空间重构参数的自适应确定, 为后续的基于相轨迹的特征提取奠定基础。

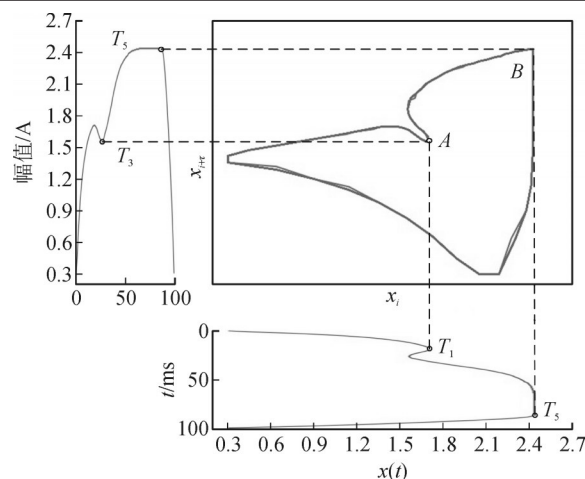
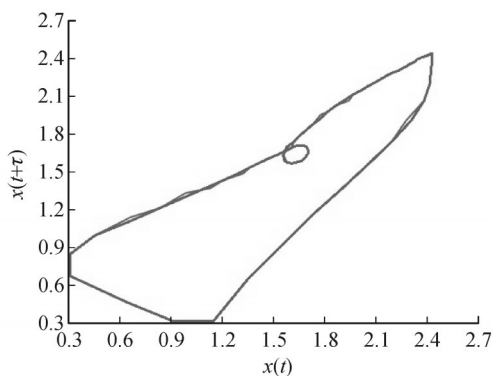
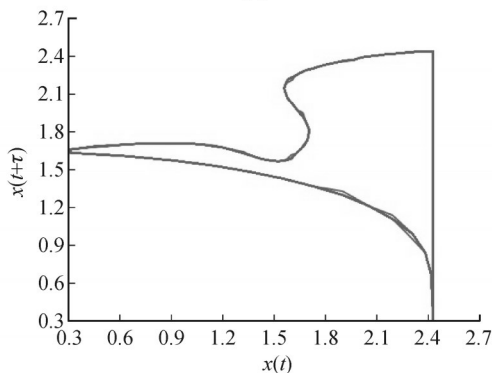
(a) 电流信号对应 $\tau=9$ 相轨迹特征示意图(b) $\tau=3$ (c) $\tau=15$

图4 不同延迟时间的重构相轨迹

Fig. 4 Reconstructed phase trajectories with different delay times

1.3.1 延迟时间的确定

由于 τ 过小会导致重构的相空间信号特征被压缩, 过大会导致重构的相空间信号弥散, 无法得到有效的特征, 必须选取合适的 τ 值才能让特征更有效地表达出来。针对文中的断路器线圈电流信号时间序列, 选取互信息法^[22]求取延迟时间: 电流信号的时间序列为 $x(t)$, 经延迟时间 τ 的时间序列 $x(t+\tau)$, 一个时间序列相继点之间一般依赖关系的互信息函数的第一个极小值点所对应的时间作为延迟时间, 互信息函数计算公式为

$$MI[x(t), x(t+\tau)] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{N_t} P(i, j) \lg \left[\frac{P(i, j)}{P(i)P(j)} \right] \quad (2)$$

式(2)中: N_t 为延迟后的时间序列长度; $P(i)$ 是 $x(t)$ 的值为 i 的概率; $P(j)$ 是 $x(t+\tau)$ 的值为 j 的概率; $P(i, j)$ 是 $x(t)$ 的值为 i 且 $x(t+\tau)$ 的值为 j 的联合概率。

1.3.2 嵌入维数的确定

嵌入维数 m 决定了重构后的相平面吸引子的运动轨迹, 选取合适的嵌入维数可以使吸引子轨迹完全展开而还原系统的状态信息。文中使用伪近邻法^[23]确定最优嵌入维数 m 。

若电流时序信号经重构至 d 维相空间中, 对于空间中的吸引子, 都存在一个最邻近点, 其之间的欧几里得距离为

$$R_m(t) = \|X(t) - X_j(t)\| \quad (3)$$

式(3)中, $X_j(t)$ 为最邻近点。当维数增加到 $m+1$ 时, 它们之间的距离变为 $R_{m+1}(t)$, 而有

$$R_{m+1}^2(t) = R_m^2(t) + \|X(t+m\tau) - X_j(t+m\tau)\|^2 \quad (4)$$

如果 $R_{m+1}(t)/R_m(t)$ 大于所设阈值, 则可认为 $X(t)$ 、 $X_j(t)$ 为伪最邻近点。对于电流信号时间序列, 由以上已确定的最优延迟时间 τ 进行重构, 从嵌入维数 $m=2$ 开始, 计算伪最近邻点的比值, 增加嵌入维数, 如果确定重构后的相空间伪最近邻点的比例小于 5%, 则此时的嵌入维数即为最优嵌入维数。

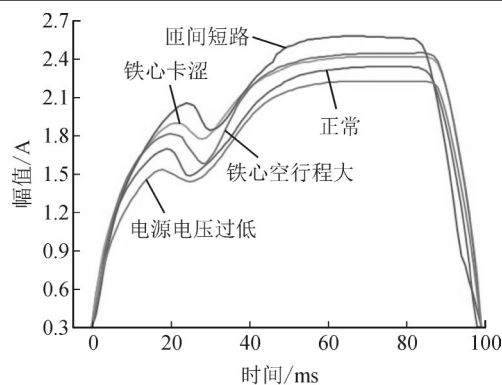
2 基于电流相轨迹特征提取的断路器故障诊断

2.1 电流信号的相空间轨迹

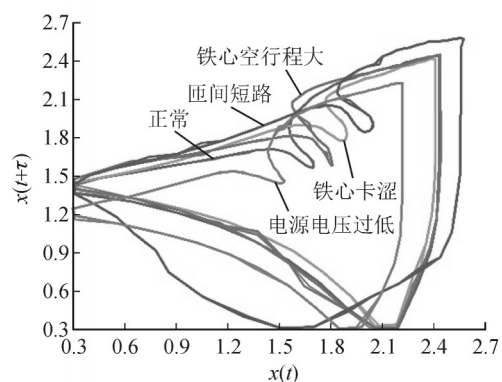
根据上述的相空间重构方法, 取正常和 4 种不同故障的 10 周期电流时间序列 $x(t)$ 进行相空间重构分析, 获取二维空间下的相轨迹平面图。其中不同状态下单周期电流信号以及对应多周期相轨迹图见图 5。

由图 5(a) 可知, 铁心卡涩、铁心空行程大故障状态相较正常状态的电流信号波形整体差异较小, 而在局部 T_1 、 T_3 关键点的幅值和时间有不同程度上升和延迟, 对应体现在图 5(b) 对应相轨迹整体形态的一致性和局部轨迹转变点 A 在原点方向的偏移。匝间短路、电源电压过低故障状态相较正常状态的电流信号波形整体差异较大, 同时在局部 T_1 、 T_3 、 T_5 关键点均有明显幅值变化, 对应体现在在对应相轨迹整体形态的差异性和局部关键点 A 、 B 在原点方向的明显偏移。

以上各图故障电流信号经相空间重构后的吸引子相轨迹在整体和局部均有不同程度的差异, 可



(a) 不同状态下电流信号时域波形对比



(b) 不同状态下多周期电流信号相轨迹

图 5 不同状态下电流信号以及对应多周期相平面

Fig. 5 Current signals in different states and corresponding multi-period phase planes

利用相轨迹整体特征与局部特征来定量表征其轨迹特性, 更加直观有效地分析故障发生前后的潜在差异。

2.2 相空间吸引子轨迹整体特征及分布

1) 相轨迹的属性特征。关联维数对系统吸引子的不均匀度的反映能定量地表征吸引子动态结构的复杂程度^[24]。利用关联维数对系统吸引子做属性分析, 提取不同状态下吸引子轨迹的关联维数, 分析该特征量的演化差异, 从而更好地表征线圈电流在发生不同状态时系统混沌特性。关联维数的计算过程如下。

计算相空间内任意两相点的欧氏距离 d_{ij} 为

$$d_{ij} = \|X_i - X_j\| \quad (5)$$

设定临界距离变量 d , 关联积分 $N_m(d)$ 的定义为所有向量小于 d 的向量比例。

$$N_m(d) = \frac{1}{K(K-1)} \sum_{i,j=1}^K \theta(d - d_{ij}) \quad (6)$$

式(6)中: K 为构成相空间轨迹的状态点数;

$$i \neq j; \theta(d - d_{ij}) = \begin{cases} 0 & d - d_{ij} \geq 0 \\ 1 & d - d_{ij} < 0 \end{cases}$$

确定关联维数 D 为

$$D = \lim_{d \rightarrow 0} \frac{\ln N_m(d)}{\ln d} \quad (7)$$

2)相轨迹的形态特征。由图5可知,电流信号相平面吸引子的轨迹整体偏离原点,在处于故障状态时,吸引子分布发生变化,整体靠近或偏离原点,故提取相平面中各状态点到原点的距离和,将其称为原点矩,反映相点在相空间内的分布特性。具体表达式为

$$E = \sum_{i=1}^K \sqrt{x_i^2 + x_{i+\tau}^2} \quad (8)$$

式(8)中, $(x_i, x_{i+\tau})$ 为二维相平面状态点的坐标。

电流信号正常状态下与4种故障状态下的10个周期内各周期的相轨迹整体特征关联维数 D 与原点矩 E 分布见图6。正常状态下的关联维数约在0.48范围波动,而4种故障状态的关联维数均超过了0.51,即较正常状态提升了6.25%以上,这表明发生故障后,系统本身的不均匀度增加;而其中铁心卡涩、铁心空行程大与匝间短路、电源电压过低的关联维数均分别在0.52和0.56附近范围内的波动,这说明了不同故障类型会有类似的不均匀度变化。正常状态下的原点矩特征分布在870~880范围之间,铁心卡涩、铁心空行程大的特征则均分布在880~900之间,较正常状态变化不足2%,分布差异不明显甚至无差异,但匝间短路、电源电压过低原点矩特征分别分布在910~920和790~800,分别上升了5%和下降了约9%。以上结果分析表明故障类型的不同决定了相轨迹整体形态分布较正常状态的差异程度;而其中铁心卡涩、铁心空行程大故障状态的指标比较接近,说明部分故障类型的相轨迹形态相似。故只利用相轨迹整体特征无法有效对各故障状态进行分类辨识。

2.3 相空间吸引子轨迹局部特征及分布

在上文分析了相平面吸引子整体特性的前提下,为提高故障相轨迹特征的差异性,继续对系统吸引子做进一步局部特性的分析。图4(a)所示轨迹转变点,提取正常和故障状态下吸引子的两个轨迹转变点的状态坐标,分别是轨迹转换内陷点 A 的状态坐标 x_i 和 $x_{i+\tau}$, 轨迹转换突出点 B 的状态坐标 x_i , 分别记作 T_1 、 T_3 、 T_5 在相空间下的幅值 M_1 、 M_3 、 M_5 。

电流信号正常状态下与4种故障状态下的10个周期内各周期的相轨迹局部特征 M_1 、 M_3 、 M_5 分布见图7。一般正常状态下的 T_1 相空间下幅值 M_1 在1.75~1.8范围波动,而4种故障状态的 M_1 相对此范围有不同程度的变化,其中铁心卡涩、铁心空行程大与匝间短路的 M_1 分别提高了约9%、7%、19%,电源电压过低的 T_1 值降低了约11%,而铁心卡涩、铁心

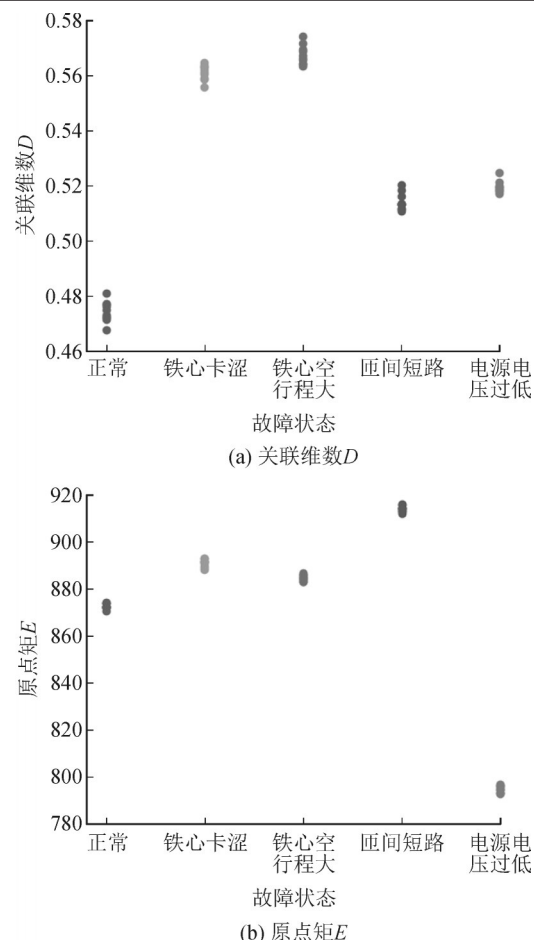


图6 不同故障相轨迹整体特征 D 、 E 分布

Fig. 6 Different fault phase trajectory overall characteristics D , E distribution

空行程大故障的 M_1 指标较为接近;正常状态下的 T_3 相空间下幅值 M_3 分布在1.6~1.7范围之间,铁心空行程大故障的 M_3 值分布相对正常状态无明显变化,其他故障有较为明显的变化,同时铁心卡涩与匝间短路的 M_3 值分布分别为1.8~2.0和1.9~2.0,存在重叠部分;正常状态下的 T_5 相空间下幅值 M_5 分布约在2.5~2.55,铁心卡涩与匝间短路的 M_5 值分别处于2.5~2.55、2.65~2.7,差异较明显。

由以上数据分析可得出,局部特征指标在发生不同故障时有不同程度的变化,正对应了时域模型关键点的变化,而通过3个局部特征相结合可以提高故障状态的差异化。因此,由于轨迹整体特征在故障类型差异化时存在描述不完整的缺陷,将这些局部特征与上文提到的整体特征结合起来可以最大程度实现不同故障类型特征的差异化,可有效提高后续故障辨识准确率。

2.4 基于支持向量机的断路器故障诊断过程

支持向量机(SVM)适合于线圈电流信号相轨迹特征这一类小样本分类应用。而SVM模型性能表现关键在于选取合适的惩罚参数 C 和核函数参数 g ^[25-29],

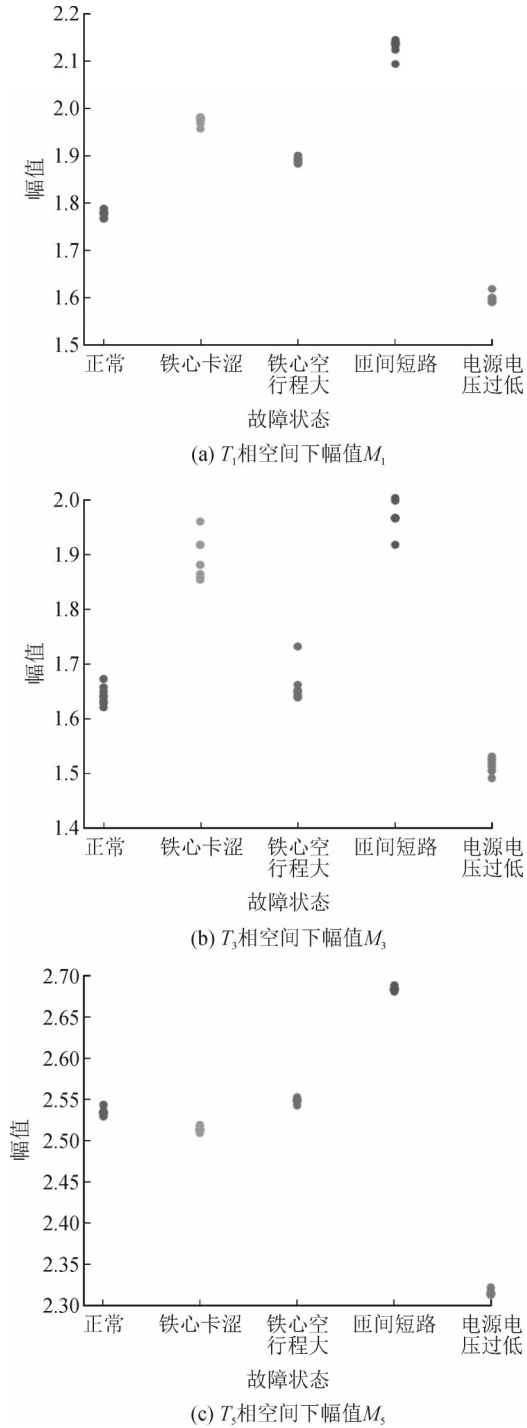


图7 不同故障相轨迹局部特征分布

Fig. 7 Distribution of local features for different fault phase trajectories

以训练样本的特征参数及对应故障标签进行训练, 寻找最优参数 C 、 g , 得到最优分类模型, 见图8。

图8中基于电流时序相轨迹特征与支持向量机的断路器故障辨识流程如下:

1) 基于互信息法和伪邻近法自适应确定不同状态电流时序信号的延迟时间和嵌入维数, 并以此参数进行相空间重构。

2) 获取不同故障状态下线圈电流信号的相空间

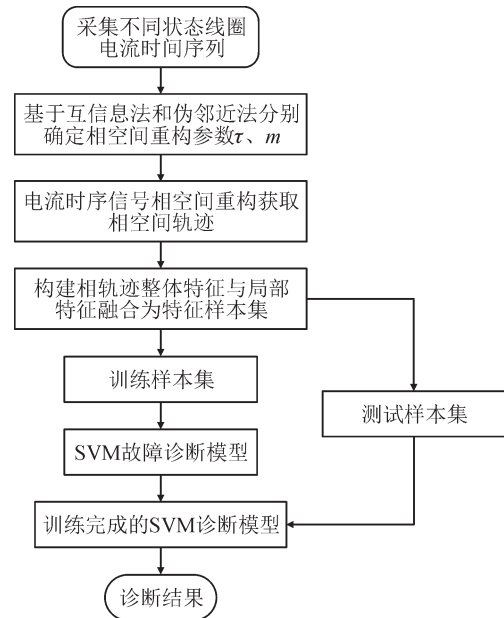


图8 总体故障辨识流程

Fig. 8 Overall fault identification process

轨迹, 提取各相轨迹的整体特征和局部特征, 构成相轨迹故障特征样本集 $[D, E, M_1, M_2, M_3]$ 。

3) 将故障特征样本集配置为训练集和测试集, 训练集输入支持向量机模型进行训练, 进行模型参数寻优, 建立基于相轨迹故障特征—SVM的故障诊断模型。最后利用测试集测试本模型自适应故障诊断性能。

3 试验结果与分析

文中采用HP550B2型高压断路器进行测试实验, 模拟合闸过程中合闸正常、铁心卡涩、铁心空行程大、匝间短路、电源电压过低5种状态, 分别记为0~4; 利用电流传感器采集上述5种状态电流信号各40组, 取25组作为训练样本, 其余15组作为测试样本。首先通过引入噪声扰动进行诊断模型在故障特征提取方面的自适应性和鲁棒性验证分析, 再比较基于不同算法与不同特征指标的模型诊断性能。

3.1 相轨迹特征提取的适应性分析

分析在采集信号有噪声扰动情况下特征提取的适应性, 记采集过程中无噪声扰动的信号为 I , 引入噪声扰动的信号为 I_d , 平均误差为

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|X_{id} - X_{il}|}{X_{il}} \times 100\% \quad (9)$$

式(9)中: X_{il} 为无噪声扰动信号的第 i 个故障特征指标; X_{id} 为含噪声扰动信号的第 i 个故障特征指标; n 为相轨迹特征指标数, 不同故障状态的同一特征指标均已归一化处理。断路器在各故障状态下有无噪声扰动的信号, 提取相轨迹特征指标的部分

结果见表2。由表2中结果可知,将含噪声扰动信号进行相空间重构的方法,提取含噪声扰动信号相轨迹特征的误差率均小于1.3%,较准确获取含噪声扰动信号的特征指标值,说明该方法能自适应含噪声扰动的信号特征提取。

表2 提取相轨迹特征指标的部分结果

Table 2 Extraction of some results of phase trajectory characteristic indicators

故障状态	信号	相轨迹特征指标 X_i					平均误差/%
		D	E	M_1	M_3	M_5	
0	I	0.830	0.951	0.836	0.816	0.946	0.894
	I_d	0.842	0.956	0.832	0.823	0.957	
1	I	0.976	0.971	0.922	0.959	0.936	0.865
	I_d	0.980	0.964	0.915	0.968	0.950	
2	I	0.987	0.965	0.883	0.823	0.948	1.110
	I_d	0.975	0.976	0.876	0.835	0.939	
3	I	0.897	0.991	0.999	0.984	0.991	0.841
	I_d	0.890	0.998	0.987	0.990	1.000	
4	I	0.908	0.866	0.751	0.760	0.861	1.231
	I_d	0.914	0.875	0.758	0.785	0.859	

3.2 相轨迹特征提取的鲁棒性分析

在现实工作情况下通常伴有不同程度的噪声与扰动影响诊断模型的性能,实际工作噪声扰动的不同状态电流波形见图9。在电流波形含不同程度噪声情况下,算法模型需要更稳定的特征提取能力。因此,为测试文中所提出的基于相空间重构算法模型的鲁棒性,向初始线圈电流信号添加不同比例的噪声,信噪比分别为40、35、30、25、20 dB,进一步基于不同故障状态电流信号的相轨迹特征提取进行测试,测试结果见表3,其中平均误差计算方式如3.1节所述(其中 X_{del} 为含噪声信号)。

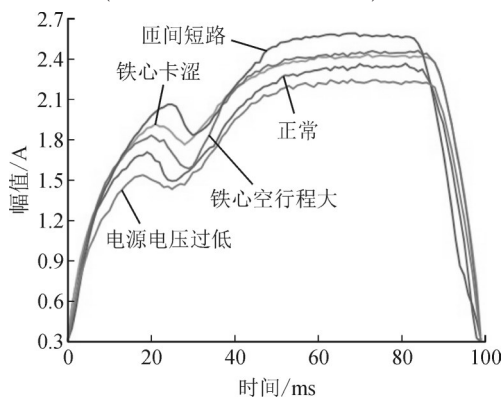


图9 含噪声的电流波形图

Fig. 9 Current waveform with noise

由表3中数据可知,不同故障状态的电流信号随着噪声严重程度增大(即信噪比降低),相轨迹特征提取的平均误差增加,但变化率较低,即使在信

表3 不同程度噪声下相轨迹特征提取误差

Table 3 Phase trajectory feature extraction error under different levels of noise

故障状态	相轨迹特征提取误差/%				
	40 dB	35 dB	30 dB	25 dB	20 dB
0	0.905	1.056	1.095	1.134	1.206
1	0.884	0.923	0.987	1.021	1.113
2	0.920	0.981	1.051	1.076	1.256
3	0.773	0.854	0.909	0.967	1.051
4	0.741	0.827	0.885	0.938	0.979

噪比仅有20 dB的情况下,各状态下最高的平均误差也只有1.256%,表现出文中方法处于不同程度噪声扰动环境下的相轨迹特征提取的良好鲁棒性。

3.3 不同算法模型的比较

断路器电流信号相轨迹故障特征提取后构建故障特征集 $[D, E, M_1, M_3, M_5]$,将训练集输入至SVM模型进行训练,交叉验证法求取模型参数 C 、 g 分别为 $C = 5.13$ 、 $g = 0.68$,测试集输入至构建的SVM模型进行故障诊断测试,故障诊断的准确率为97.33%。

为了进一步验证文中算法模型的优越性,对比文中算法与其他常用机器学习分类算法,同时对输入特征为时域电流信号特征和文中提出的相轨迹特征进行故障辨识准确率对比。算法方面分别比较了K近邻算法(knearest neighbor algorithm, KNN)和BP神经网络(采用网络寻优法确定神经元,遗传算法确定权重和偏置参数^[22])。在相同训练样本和测试样本下识别故障的性能。而其中时域电流信号特征设置为1.1节中的时域特征所构建的特征集 $[T_1, T_3, T_5, I_1, I_3, I_5]$,训练与测试样本配置与相轨迹特征样本一致。测试对比结果见表4。

表4 不同分类模型和输入特征的准确率

Table 4 Accuracy of different classification models and input features

分类器	输入特征	准确率/%
KNN	时域电流信号特征	73.33
	相轨迹特征	80.00
BPNN	时域电流信号特征	89.33
	相轨迹特征	92.00
SVM	时域电流信号特征	94.67
	相轨迹特征	97.33

由表4结果分析,根据同一分类器下的不同输入样本的诊断准确率,相较于直接输入时域电流信号特征数据,通过利用相空间重构技术获得的相轨迹,再提取相轨迹特征作为故障分类依据,可提升

对断路器故障的识别准确率。此外,模型输入特征无论是时域电流信号特征或相轨迹特征,SVM的整体准确率都要高于其他常用机器学习的算法。其中,文中的基于相轨迹特征和SVM的算法模型诊断准确率最高。

4 结论

文中研究断路器分合闸线圈电流信号在相空间下的分布轨迹,建立了一种基于分合闸线圈电流相轨迹特征与SVM的断路器异常诊断模型。对高压断路器进行5种不同故障状态模拟,进行诊断测试,得出的结论如下:

1)使用互信息法和伪邻近算法来自适应确定信号重构参数,对线圈电流信号进行相空间重构,减小了重构误差、增强了信号特征的显著程度。

2)针对传统相轨迹整体的属性、形态特征在断路器多类型故障差异性欠缺的问题,引入相轨迹局部特征,将不同故障状态特征最大差异化,有效解决了铁心卡涩、铁心空行程大等故障的相轨迹形态相似难以分类的问题。

3)通过试验验证,文中提出的故障诊断模型在特征提取抗干扰方面有很好鲁棒性,噪音在20~40 dB时,特征提取平均误差控制在1.1%左右且最大不超过1.3%,同时,较传统基于时频域特征的诊断模型,故障辨识准确率得到了提升。

参考文献:

- [1] 樊浩,李兴文,苏海博,等.基于主成分分析——支持向量机优化模型的断路器故障诊断方法研究[J].高压电器,2020,56(6):143-151.
FAN hao, LI Xingwen, SU Haibo, et al. Research on circuit breaker fault diagnosis method based on principal component analysis - support vector machine optimization model[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 143-151.
- [2] 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.
- [3] 夏冰,陈昊,韩晨磊,等.断路器故障预警装置研制与健康评估系统开发[J].电网与清洁能源,2023,39(10):19-27.
XIA Bing, CHEN Hao, HAN Chenlei, et al. Research on circuit breaker fault warning equipment and development of health evaluation system[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(10): 19-27.
- [4] 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.
- [5] 褚飞航,黄虎,彭在兴,等.252 kV断路器分合闸线圈在环境因素下的劣化规律研究[J].电力自动化设备,2021,41(2):218-224.
CHU Feihang, HUANG Hu, PENG Zaixing, et al. Study on degradation of 252 kV circuit breaker's opening/closing coil under environmental factors[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(2): 218-224.
- [6] 张晓鹏,朱苛姝.基于电磁驱动的40.5 kV快速真空断路器研究[J].电测与仪表,2023,60(5):79-84.
ZHANG Xiaopeng, ZHU Kelou. Research on 40.5 kV fast vacuum circuit breaker based on electromagnetic drive[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(5): 79-84.
- [7] 王天泽,陈尔东,吉小军.断路器分合闸线圈电流信号及其特征点采集系统设计[J].仪表技术与传感器,2021(10):47-51.
WANG Tianze, CHEN Erdong, JI Xiaojun. Design of circuit breaker opening and closing coil current signal and characteristic point acquisition system[J]. Instrument Technique and Sensor, 2021(10): 47-51.
- [8] 邱鹏锋,周思佳,马宏明,等.恶劣环境下多参量融合的断路器操动机构辅助开关研究[J].西安工程大学学报,2023,37(6):69-77.
QIU Pengfeng, ZHOU Sijia, MA Hongming, et al. Research on the auxiliary switch of circuit breaker operating mechanism based on multi parameter fusion in harsh environments[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2023, 37(6): 69-77.
- [9] 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.
- [10] 孙曙光,张强,杜太行,等.基于分合闸线圈电流的万能式断路器故障诊断[J].仪器仪表学报,2018,39(2):130-140.

- SUN Shuguang, ZHANG Qiang, DU Taixing, et al. Fault diagnosis for conventional circuit breaker based on switching coil current[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 130-140.
- [11] 李自强, 魏磊, 韩大鹏, 等. 基于相空间重构的高压断路器机械故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(9): 129-135.
- LI Ziqiang, WEI Lei, HAN Dapeng, et al. Research on mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on phase space reconstruction[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(9): 129-135.
- [12] 刘晓明, 张熙松, 姜文涛, 等. 基于混沌吸引子的真空断路器永磁斥力机构机械故障识别方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(20): 5334-5346.
- LIU Xiaoming, ZHANG Xusong, JIANG Wentao, et al. A method of mechanical fault identification of permanent magnet repulsion mechanism of vacuum circuit breaker based on chaos attractor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(20): 5334-5346.
- [13] 谭佳明, 叶奕君, 李国玉, 等. 基于振动信号的交流中压真空断路器故障诊断技术研究[J]. 高压电器, 2019, 55(11): 218-226.
- TAN Jiaming, YE Yijun, LI Guoyu, et al. Fault diagnosis technology of AC medium-voltage vacuum circuit breaker based on vibration signal[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(11): 218-226.
- [14] 夏小飞, 易林, 饶夏锦, 等. 基于声学指纹分析的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 高压电器, 2021, 57(10): 66-76.
- XIA Xiaofei, YI Lin, RAO Xiajin, et al. Mechanical fault diagnosis method of high-voltage circuit breaker based on acoustic fingerprint analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(10): 66-76.
- [15] 陈志刚, 刘东超, 崔龙飞, 等. 基于T型灰色关联度的高压断路器操作机构状态评估[J]. 智慧电力, 2023, 51(6): 93-99.
- CHEN Zhigang, LIU Dongchao, CUI Longfei et al. Condition assessment of high-voltage circuit breaker operating mechanism based on T-type gray correlation[J]. Smart Power, 2023, 51(6): 93-99.
- [16] 韦宝泉, 李泽文, 余勇祥, 等. 高压断路器容性投切合成回路时序控制系统设计实验教学研究[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(4): 257-264.
- WEI Baoquan, LI Zewen, YU Yongxiang, et al. Experimental teaching research on the design of sequence control system of synthetic circuit for capacitive current switching[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(4): 257-264.
- [17] 刘东超, 陈志刚, 崔龙飞. 基于物联网的环网柜在线监测技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 60-67.
- LIU Dongchao, CHEN Zhigang, CUI Longfei. Online monitoring technology of ring network cabinet based on internet of things[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 60-67.
- [18] 李邦彦, 齐伟强, 杨兆静, 等. 基于多特征选择方法的高压断路器故障诊断[J]. 高压电器, 2020, 56(6): 218-224.
- LI Bangyan, QI Weiqiang, YANG Zhaojing, et al. Fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on multi-feature selection approaches[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 218-224.
- [19] 阮江军, 杨秋玉, 黄道春, 等. 高压断路器机械振动信号混沌吸引子形态特性[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(3): 187-193.
- RUAN Jiangjun, YANG Qiuyu, HUANG Daochun, et al. Shape characteristic analysis of chaotic attractor for mechanical vibration signal of high-voltage circuit breaker[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3): 187-193.
- [20] WOLF A, SWIFT J B, SWINNEY H L, et al. Determining lyapunov exponents from a time series[J]. Physica D: Non-linear Phenomena, 1985, 16(3): 285-317.
- [21] TAKENS F. Detecting strange attractors in turbulence[Z]. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 1981: 366-381.
- [22] HAN Li, ROMERO C E, YAO Zheng. Wind power forecasting based on principle component phases pacere construction[J]. Renewable Energy, 2015(81): 737-744.
- [23] 蒋芳芳, 王浩乾, 程天庆, 等. 基于相空间重构的心冲击信号房颤检测方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2021, 42(11): 1547-1553.
- JIANG Fangfang, WANG Haoqian, CHENG Tianqing, et al. Atrial fibrillation detection method based on phase space reconstruction using ballistocardiogram signal[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2021, 42(11): 1547-1553.
- [24] 刘雁, 何浩, 肖军. 离心式压气机出口动态压力的关联维数特征分析[J]. 航空动力学报, 2021, 36(2): 300-309.
- LIU Yan, HE Hao, XIAO Jun. Correlation dimension characteristics analysis of dynamic pressure at centrifugal compressor outlet[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(2): 300-309.
- [25] JANNAH N, HADJIOUCAS S. A comparison between ECG beat classifiers using multiclass SVM and SIMCA with

- CAO Yupeng, LUO Lin, WANG Qiao, et al. Fault diagnosis of high-voltage vacuum circuit breaker with a convolutional deep network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(3): 39-47.
- [27] 辛忠良, 霍明霞, 贾鹏举, 等. 基于经验小波变换和相关向量机的断路器机械故障诊断[J]. 电测与仪表, 2019, 56(13): 97-103.
- XIN Zhongliang, HUO Mingxia, JIA Pengju, et al. Circuitbreaker mechanical fault diagnosis based on empirical wavelet transform and relevance vector machine[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(13): 97-103.
- [28] 郭 君, 孙占忠, 黄式璋, 等. 舰艇气瓶基座结构抗冲击性能评估方法[J]. 中国舰船研究, 2018, 13(3): 90-96.
- GUO Jun, SUN Zhanzhong, HUANG Shizhang, et al. Shock resistance evaluation method of ship air bottle-base connection structure[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2018, 13(3): 90-96.
- [29] 齐雅薇, 刘统章, 常倩倩. 某新型大功率船用汽轮机抗冲击特性研究[J]. 热能动力工程, 2021, 36(7): 137-144.
- QI Yawei, LIU Tongzhang, CHANG Qianqian. Study on impact resistance characteristics of a new high-power marine steam turbine[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2021, 36(7): 137-144.
- [30] 冒如权. 舰船设备抗冲击可靠性分析[J]. 环境技术, 2021, 39(2): 79-83.
- MAO Ruquan. Analysis of impact reliability of ship equipment[J]. Environmental Technology, 2021, 39(2): 79-83.
- [31] 周马俊, 薛 斌, 薛 程, 等. 基于遗传算法改进的DDAM风机隔振装置抗冲击仿真实验[J]. 舰船科学技术, 2020, 42(1): 140-144.
- ZHOU Majun, XUE Bin, XUE Cheng, et al. Simulation experiment of anti - impact of vibration isolation device of DDAM fan based on genetic algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2020, 42(1): 140-144.
- [32] 耿盼盼. 舰用燃气轮机抗冲击数值模拟研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- GENG Panpan. Simulation on shock resistance analysis of marine gas turbine[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012.
- [33] 刘沛鑫. 舰船压力容器在水下爆炸冲击条件下的响应特性[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
- LIU Peixin. Response characteristics of a ship's pressure vessel in conditions of underwater explosion impact[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.
- [34] 韩少燕. 舰用燃机抗冲击分析方法与模型简化研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
- HAN Shaoyan. Anti-shock analysis method and simplified models of marine gas turbines[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.
- [35] 舰船环境条件要求机械环境: GJB 1060.1—91[S]. 1991.
- General requirement for environmental conditions of naval ships mechanical environments: GJB 1060.1—91[S]. 1991.
- 于庆瑞(1972—), 男, 硕士, 正高级工程师, 长期从事中高压开关设备技术研究工作(E-mail: tsyuqr@sina.com)。
- 王 军(1976—), 男, 正高级工程师, 主要研究方向为高压开关成套设备产品技术(通信作者)(E-mail: gstswjun@163.com)。

(上接第40页)

- time domain PCA feature reduction[C]//UKSim-AMSS 19th International Conference on Computer Modelling & Simulation(UKSim). Cambridge, UK: IEEE, 2017: 21726845.
- [26] LI Yang, ZHANG Rui, GUO Yinjing, et al. Nonlinear soft fault diagnosis of analog circuits based on RCCA-SVM[J]. IEEE Access, 2020(8): 60951-60963.
- [27] 鄢仁武, 林 穿, 宋微浪, 等. 基于EEMD和卷积神经网络的高压断路器故障诊断[J]. 高压电器, 2022, 58(4): 213-220.
- YAN Renwu, LIN Chuan, SONG Weilang, et al. Research on circuit breaker fault diagnosis based on EEMD and convolutional neural network[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(4): 213-220.
- [28] 曹瑞峰, 刘子华, 袁 婷, 等. 基于改进SVM的新能源电站故障诊断方法[J]. 浙江电力, 2023, 42(11): 11-20.
- CAO Ruifeng, LIU Zihua, YUAN Ting, et al. A fault diagnosis method for new energy power plants based on an improved SVM[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(11): 11-20.
- [29] 白 浩, 钟振鑫, 李 巍, 等. 基于CEEMD和NTEO的故障行波定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(20): 50-59.
- BAI Hao, ZHONG Zhenxin, LI Wei, et al. A fault traveling wave location method based on CEEMD and NTEO[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(20): 50-59.
- 李 琼(1989—), 女, 博士, 高级工程师, 主要从事电网设备故障诊断、配电网运行分析等方面研究(E-mail: powerdsp339@163.com)。