基于振动和电流信号多域特征联合的 高压断路器储能状态辨识方法

赵书涛」,曾 瑞」,刘会兰」,许文杰」,李建鹏2,刘教民! (1. 华北电力大学 电气与电子工程学院,河北 保定 071003; 2. 国网河北省电力有限公司超高压分公司,河北 石家庄 050070)

摘要:为实现高压断路器的储能状态辨识,提出了一种基于伴随振动和电流信号多域特征提取的储能状态辨 识方法。对振动信号进行倒频谱分析提取频域周期分量特征来体现电机周期性转动轨迹的基频和高频特 性;采用相空间重构理论经关联积分法获取相空间域关联维数与Kolmogorov熵,定量评估储能过程随机运动 的复杂程度;计算电机电流持续时间、起始电流值及偏度时域特征,与振动信号特征构建多域联合特征向量; 通过支持向量机算法实现断路器储能状态辨识。实验结果表明,基于振动和电流信号多域联合特征的辨识 算法准确率达到97%,有效地提高了断路器储能典型工况的识别准确率。

关键词:断路器;储能状态;振动信号;多域特征;倒频谱分析;相空间重构 中图分类号:TM561

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202208045

0 引言

高压断路器在电网运行中起到重要的控制与保 护作用,储能回路可靠工作是断路器正常分合闸操 作的前提^[1-2]。目前大多数学者的研究集中在利用 分合闸过程伴随的振动信号诊断断路器操动机构故 障方面[3-6],先后提出Wigner-Ville分解[3]、包络谱分 析^[4]、信息熵^[5]、短时能量分析^[6]等方法提取表征分 合闸状态的振动信号时频域特征,之后文献[7]尝试 基于振动信号混沌吸引子形态、文献[8]提出以振动 信号图像纹理及形状特征,对断路器操作机构本身 故障类型与严重程度进行识别,取得了良好效果。

储能过程的任一环节出现缺陷可能引起最为严 重的拒动故障,然而目前对储能电机、齿轮、弹簧等 部件缺陷关注程度不够,只有较少文献涉及储能过 程伴随信号分析与状态辨识方面的研究[9]。文献 [10]基于断路器分合闸振动信号的节点时序、图谱 颜色矩等泛特征向量评判储能故障类型;文献[11] 将电机电流应用于储能故障分析中,并联合分合闸 振动信号获取多维能量谱盒维数熵权特征实现断路 器储能状态辨识。断路器储能过程主要通过储能电

收稿日期:2022-05-20;修回日期:2022-08-11 在线出版日期:2022-08-30

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (2021MS064);开关类设备高可靠性运维关键技术研究及应 用项目(SGTYHT / 19-JS-215)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities (2021MS064) and Program of Research and Application of Key Technologies for Highreliability Operation and Maintenance of Switchgear (SGTYHT / 19-JS-215)

机运行并传动齿轮拉伸弹簧做功完成,电机电流信 号的变化趋势能够体现电机本体运行情况,对故障 状态波动转矩敏感^[12],而分合闸伴随的振动信号仅 能以弹簧等部件运动的机械层面分析断路器储能故 障^[13]。目前电机和电流监测被公认为有效的开关设 备储能状态分析手段,在故障类型判别中也取得了 一定的成果,但现有文献对二者特征关联分析研究 较少,储能开始到限位开关锁死过程既有非平稳的 机械撞击,又有电机、齿轮的周期性传动信息,从振 动和电流信号变化相互佐证出发,提取复杂机电过 程的多域特征是辨识储能状态的有效途径。

复杂非平稳的高压断路器振动信号呈现一定程 度的统计自相似性,利用混沌、分形等动力系统理论 能够刻画非线性时间序列内在变化的本质特征[14]。 倒频谱是基于信号时域序列的二次谱分析技术,能 够有效分离功率谱包含的周期性分量[15],与储能电 机运行过程振动信号有良好的适配性。目前,倒频 谱分析方法广泛应用于旋转类机械的特征频率识 别^[16],在断路器信号分析领域应用较少。

本文基于高压断路器储能过程伴随振动与电流 信号的时、频和相空间变换,提出一种提取信号倒频 率、关联维数、储能持续时间等特征构成多域联合特 征向量,并结合支持向量机(support vector machine, SVM)分类器的断路器储能状态辨识方法,通过对 ZN-65型高压断路器进行典型储能故障识别验证了 该方法的有效性。

1 断路器储能过程及状态辨识流程

1.1 储能过程的振动与电流信号

断路器储能过程伴随的振动与电流信号和电源

波动、部件传动、负载阻尼与弹簧拉伸均有密切联系,蕴含储能控制和供电回路电气、机械部件碰撞与 弹簧势能的状态信息,体现复杂电能--机械能转化过 程的能量态势变化^[17]。ZN-65型高压断路器储能过 程伴随的振动-电流信号联合图像如图1所示。



图1 储能过程伴随的振动-电流信号联合图像

Fig.1 Vibration-electricity combined image of energy storage process

由图1可以看出:振动信号 a 和电流信号具有明显特点,按储能电机电流变化可标注出 t₀—t₅的关键时间节点,及启动电流 I_{st}、电机平稳运行最大电流 I_m。t₀时刻旋转电机得电启动,产生一个较大的振动冲击;t₁—t₄阶段储能电机旋转驱动齿轮使拐臂旋转拉伸弹簧做功,电机振动以及各部件传动摩擦的振动子波叠加形成振动信号;t₄时刻储能弹簧拉伸到位,储能凸轮由掣子锁扣,机械运动瞬间停止,断路器本体产生极大加速度,在振动信号波形中体现为时间极短的大幅值波形尖峰;t₄—t₅阶段振动信号由机械运动停止后各部件产生的余波构成,电流信号逐渐减小;t₅时刻电流减小至0,电机停转储能过程到此全部结束。储能过程中电能转化为机械能、内能与大部分的弹性势能存储在弹簧中。

1.2 断路器储能状态辨识流程

提取伴随振动和电流信号特征刻画断路器储能 状态是辨识故障的关键。电机启动后转速随负载变 化发生波动,体现在振动信号上为周期性脉冲冲击, 本质是弹簧操动机构动作产生的一系列冲击波叠 加,这种非线性、非平稳振动信号具有混沌特性。基 于振动和电流信号多域特征联合的高压断路器储能 状态辨识方法流程如附录A图A1所示。该方法利 用倒频谱与非线性动力系统理论分析储能过程伴随 的振动信号,兼顾信号的周期性与混沌特性,并以电 机电流信号的储能持续时间、偏度时域特征作为辅 助,构建振动与电流信号多域联合特征向量,将其输 入SVM研判断路器储能状态。

2 振动与电流信号处理与特征提取方法

2.1 振动信号特征提取

2.1.1 频域周期性特征

利用倒频谱描述储能过程振动信号的周期特 性,消除振动测点位置和传播路径的敏感性。与功 率谱相比,倒频谱携带了时域信号的自相关序列信 息,对外部激励与系统响应之间有解卷积作用,能够 将功率谱上的成簇周期谱线转化为单根谱线,使信 号周期分量更加清晰,从而增强识别信号的能力。

对功率谱取对数并进行傅里叶逆变换可得到振动信号倒频谱,设信号x(t)的功率谱为 $P_x(f)$,则倒频谱 $C_x(T)$ 为:

$$C_{x}(T) = F^{-1}(\lg P_{x}(f))$$
(1)

式中: $F^{-1}(\cdot)$ 为傅里叶逆变换;T为倒频率,单位为 ms或s。

储能过程伴随的振动信号倒频谱能够描述储能 电机旋转周期是否发生变化,降低传感器位置对检 测结果的影响。当储能过程发生弹簧或齿轮卡涩故 障时,电机负载发生突变,旋转电机转速变化,振动 信号将出现对应的周期分量,在倒频谱图上表现为 突出峰值位置偏移,根据峰值对应的倒频率T辨识 出当前故障状态。

2.1.2 相空间域混沌特征

2.1.2.1 分形关联维数

分形维数可定量评估机械设备振动时间序列在 基线附近的不规则波动,对复杂混沌系统给出量化 描述^[18],通常引入关联维数与Kolmogorov熵(简称K 熵)协同全面判断非线性系统的混沌与复杂程度。 分形关联维数可通过振动信号相空间重构经关联维 数法进行计算。

首先,采用坐标延迟法重构系统状态空间,对 于长度为n的储能伴随振动信号时间序列X= { x_1, x_2, \dots, x_n },设采样间隔为 Δt ,时间延迟参数为l, 则延时时间 $\tau = l\Delta t$,可得到相空间重构序列为:

 $X_{j} = \{x_{j}, x_{j+\tau}, \dots, x_{j+m\tau}\} \quad j = 1, 2, \dots, G$ (2) 式中:G为相点数,G=n-(m-1)\tau,m为嵌入维数。

从 X_j 中取任一参考点 x_j ,按照式(3)计算 x_j 到其他相点 x_i ($j=1, 2, \dots, G, j \neq i$)的距离 R_i 为:

$$R_{ij} = \left\| x_i - x_j \right\| = \left[\sum_{n=0}^{m-1} (x_{i+n\tau} - x_{j+n\tau}) \right]^{1/2}$$
(3)

式中: **||**· **||**为范数。

根据式(4)计算关联积分C(m,r)为:

$$C(m,r) = \frac{1}{G(G-1)} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=i \atop j \neq i}^{G} \theta(r-r_{ij})$$
(4)

$$\theta(z) = \begin{cases} 1 & z \ge 0\\ 0 & z < 0 \end{cases}$$
(5)

式中:r为m维超球半径(标度); θ 为Heaviside阶跃函数。

选取合适的标度值*r*,则无标度区间内的关联维数*D*(*m*)为:

$$D(m) = \frac{\ln C(m, r)}{\ln r} \tag{6}$$

延迟时间τ与嵌入维数m是相空间重构理论中

的重要参数。r的取值决定了信号相空间重构表征 原始信号特征的完整情况:当r过大时,伴随振动信 号表征的连续状态信息在重构空间中将与时间失去 相关性;当r过小时,重构相空间轨道被压缩,将无 法区分任意2个向量。通常利用自相关函数法、平 均位移法、互信息法确定延迟时间,而前2种方法因 非线性系统的自相关性难以计算与几何形状获取具 有随机性,因此以信息熵理论为依据、兼顾系统线性 或非线性序列相关性的互信息法得到广泛应用。

本文采用互信息法确定参数,经延迟后的伴随 振动信号记为 $Z=\{x(i+\tau)\},则原始信号X与Z$ 的互 信息I(Z,X)为:

$$I(Z, X) = H(Z) + H(X) - H(X, Z)$$
(7)

$$H(Z) = -\sum_{j} P_{z}(z_{j}) \log_{2} P_{z}(z_{j})$$

$$H(X) = -\sum_{i} P_{x}(x_{i}) \log_{2} P_{x}(x_{i})$$

$$H(X, Z) = -\sum_{i} \sum_{j} P_{xz}(x_{i}, z_{j}) \log_{2} \frac{P_{xz}(x_{i}, z_{j})}{P_{x}(x_{i}) P_{z}(z_{j})}$$

式中: x_i 为i时刻的原信号; z_j 为j时刻的延时信号; $P_x(x_i)$ 为 x_i 出现的概率; $P_z(z_j)$ 为 z_j 出现的概率; $P_{xz}(x_i, z_j)$ 为 x_i 和 z_j 同时出现的概率;I(Z, X)为 τ 的函数,可表示为 $I(\tau)$,通常最佳延迟时间为 $I(\tau)$ 的第1 个极小值点。

根据 Takens 定理, 嵌入维数 m 应足够大, 满足 m≥2d+1(d 为原状态空间吸引子维数), 当 m 过小 时, 混沌吸引子发生折叠使信号部分产生自相交情 况, 重构信号与原始信号表征信息存在差异性; 当 m 过大时, 信号所受噪声影响会被进一步放大。由于 原相空间至少是2维, 因此取 m≥5,本文通过 G-P法 取得最优嵌入维数, 即增大 m 直至 ln C-lnr 曲线斜率 收敛, 关联维数趋近饱和, 得到合适的嵌入维数。

2.1.2.2 K熵

K熵能够刻画混沌系统轨道随时间变化信息的 产生率,度量系统混乱或有序程度^[19]。基于振动信 号时间序列的相空间重构,采用关联积分法计算振 动信号K熵,如式(8)所示。

$$K = -\lim_{\tau \to 0} \lim_{r \to 0} \lim_{m \to 0} \frac{1}{m\tau} \ln C(m, r)$$
(8)

式中:K为K熵值。

考虑到离散时间序列时间延迟τ与嵌入维数*m* 固定,则:

$$K = -\lim_{r \to 0} \frac{1}{m\tau} \ln C(m, r)$$
(9)

由式(8)、(9)可得:

$$K = \frac{1}{m\tau} \ln \frac{r}{C(m,r)} \tag{10}$$

K=0表示系统为规则运动;K→∞表示系统为不规则运动,K值越大,表明系统混沌程度越高,系统

越复杂。利用分形维数能够刻画断路器不同的储能 状态振动信号的细节差异。

2.2 电流信号时域特征提取

断路器电机电流与机械动作在时间上有对应关系,与振动信号反映同样的动作过程,取储能持续时间、起始电流和电流偏度作为储能状态的另一类时域特征。

1)储能持续时间。

根据图1获取储能时间 $t=t_5-t_{00}$ 。

2) 启动电流 I_{sto}

当储能过程出现故障状态时,电机电流信号启动电流 *I*_{st}值有明显变化,电流由 *I*_{st}开始衰减的过程也有所不同,选择启动电流作为状态特征量。

3)偏度。

偏度用于度量统计数据分布偏斜方向和程度, 是反映统计数据分布非对称程度的数字特征。对于 样本*X*,偏度定义为样本的三阶标准化矩,记为*P*(*X*):

$$P(X) = E\left[\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^3\right] \tag{11}$$

式中:x为电流信号瞬时值;μ为信号均值;σ为标 准差。

2.3 多域联合特征向量

将信号倒频率、相空间混沌特征5维振动信号特征记为Z₁—Z₅,将储能持续时间、起始电流与电流 偏度3维时域电流信号特征记为C₁—C₃,将上述 8维特征按照附录A图A2所示的顺序排列构成储能 状态对应的振动和电流信号多域联合特征向量。

3 储能状态辨识方法

SVM通过内核函数将样本映射至N维空间内并 建立最优分类超平面,实现小样本、非线性、时间序 列等样本的分类与识别^[20]。

设训练样本集为 $\{x_i, y_i\}$,对于非线性分类情况, SVM利用某些非线性映射 $\phi(\cdot)$ 将样本 χ 空间映射至 高维特征空间F中,构造线性可分最优分类超平面, 此时判别函数为:

$$f(x) = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\phi}(x) + b \qquad (12)$$

式中:w为一个n维向量。

将式(12)变换为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{a}_{i} \boldsymbol{x}_{i}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{y} + \boldsymbol{b}$$
(13)

式中:*a*_i为拉格朗日乘子;y为x的纵坐标。 在特征空间中.*F*的表达式为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{a}_{i} \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}_{i}) \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{y}_{i}) + b$$
(14)

非线性SVM分类器按核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$ 可表示为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} \boldsymbol{a}_{i} K(\boldsymbol{x}_{i}, \boldsymbol{y}_{i}) + b$$
(15)

利用SVM对振动和电流联合特征向量进行分类,适合小样本下的高压断路器储能状态辨识。

4 实验结果分析

4.1 测试实验与样本获取

实验以10 kV 弹簧操作机构的ZN-65型高压断路器为对象,储能电机额定电流0.7 A,储能时间为 6~8 s,以非侵入加速度传感器以及钳式电流传感器 获取储能过程的伴随振动信号与电流信号。现场将 AD50S型振动传感器通过强磁座吸附于固定储能电 机的机箱侧壁,0.2级开口式电流钳夹在电机供电导 线公共端;采用四通道同步24位、采样率为每秒 1.28×10⁵个采样点的数据采集装置和便携工控机进 行测试,实验现场及传感器放置位置如附录A图A3 所示。

实验采集正常储能、储能弹簧卡涩、储能电压偏高与电压偏低、齿轮卡涩5种运行状态的电流和振动信号。模拟不同故障:①通过在断路器机构拐臂顶部放置海绵增加阻尼,模拟弹簧卡涩故障;②调整储能电机输入电压为235、240 V和180、185 V,分别模拟储能电压偏高和偏低情况,见附录A图A4。实验过程中通过调节阻尼大小及电压值模拟同一类型的故障,增强断路器储能状态辨识的鲁棒性。

控制直流220 V电源输出连接控制线圈回路, 启动断路器操作同时记录储能过程伴随振动信号及 电机电流信号,共计得到分类存储的150个样本,每 种状态各30组,利用这些实验数据验证本文算法的 储能状态辨识效果。

现场采集振动与电流信号如图2所示,0时刻为 储能开始时刻,正常储能状态下在6.323 s完成储



能;弹簧与齿轮卡涩状态下振动信号幅值较大,储能 时间明显增长,从时域波形难以分辨电机旋转周期 性分量及其他细节,需进一步对信号信息进行分析 才能判别储能状态。

4.2 振动和电流信号多域联合特征向量提取4.2.1 倒频率

为使倒频谱分析涵盖动作全过程,避免因储能时间差异造成不同状态下特征频率出现相同或相近的情况,以储能开始时刻(0时刻)为起点截取8s电机振动信号,再对截取信号段做倒频谱分析。

图 3 为断路器不同储能状态下的振动信号倒频 谱图。正常储能状态下在倒频率0.509、2.715、3.254 s 处有明显波峰存在;当输入电压偏高与偏低时,电机 运行角速度出现变化,倒频谱图突出峰值有明显的 向前偏移现象与向后偏移现象,电压偏高状态下的 突出峰值更为集中于0.2~2 s 倒频率段;而弹簧与齿 轮卡涩状态下,电机拉伸弹簧过程中的负载阻尼增 大,振动事件较为复杂,弹簧卡涩状态下的倒频谱图 出现多种突出峰值,但齿轮卡涩情况下倒频谱突出 峰值更加明显。在倒频谱图中波峰两侧出现的边频 带主要是由连杆动作、弹簧拉伸、齿轮啮合等动作调 制而成。本文以倒频谱图中突出峰值对应的倒频率 描述振动信号的频域周期性特征。





4.2.2 相空间重构与混沌特征

基于 ZN-65 型高压断路器 5种状态下的各 5 组 振动信号,利用互信息法求取相空间重构参数。求解 原始信号与延时信号的互信息函数 *I*(*τ*),设置步长 为1,图4为5种状态下振动信号的延迟时间曲线。 由于混沌运动的吸引子由轨线经过大量分离和折叠 形成,互信息函数具有无穷自相似结构,出现波峰波 谷交叠的情况,最佳延迟时间依次为4、7、5、3 和6。 根据所确定的延迟时间使信号相空间重构嵌



Fig.4 Delay time curve of vibration signal under five status

入维数 m 由 5 依次增加至 20,求得不同状态下的 ln C(r)-lnr曲线。以正常储能为例,正常储能状态下 的振动信号 ln C(r)-lnr曲线如附录 A 图 A5 所示,对 直线段取最小二乘拟合计算斜率,随着 m 的增加,双 对数曲线斜率趋近饱和。选取 m=15 时的斜率饱和 值,即关联维数 D=0.742。

各状态下的重构参数与特征值如表1所示。由 表可知,各状态下均有*K*>0,说明储能过程的振动信 号具有混沌特性。

表1 振动信号重构参数与特征

Table 1Reconstruction parameters and
features of vibration signal

运行状态	重构参数		D	V
	τ	m	D	K
正常储能	4	15	0.742	6.926
弹簧卡涩	7	16	2.619	7.076
电压偏高	5	15	1.253	7.375
电压偏低	3	14	0.955	6.886
齿轮卡涩	6	15	1.976	7.131

正常储能情况下振动信号包含的频率成分复杂 程度低、关联维数小;当弹簧出现卡涩故障时,电机 拉伸弹簧做功增大,传动部件振动叠加情况复杂,关 联维数较正常储能状态下增量大;齿轮卡涩与弹簧 卡涩状态相比,其关联维数较小,K熵差别不大,说 明这2类卡涩故障振动情况更接近;电压偏高时振 动信号关联维数与K熵值都较大;电压偏低时关联 维数D值较大,而K熵值偏小且略低于正常储能,说 明该情况下振动时域序列复杂,但具有较强的有序 性。虽然关联维数与K熵都是描述混沌系统的特征 量,但两者所反映的信息不是完全同质的,具有对比 与互相参考的特点。 4.2.3 振动和电流信号多域联合特征向量

将振动信号特征与电流信号特征联合构建特征 向量,储能状态不同特征向量之间差异明显,不同状 态下的某组样本8维振动和电流信号多域联合特征 向量(倒频率、关联维数、K熵、储能持续时间、起始 电流、偏度)如附录A表A1所示。

4.3 SVM 辨识结果

基于8维振动和电流联合特征向量对5种储能 状态(正常储能、弹簧卡涩、电压偏高、电压偏低、齿 轮卡涩)信号进行训练和识别分类。每种工况随机 选择10组样本数据作为SVM训练集,各剩余20组 共计100组数据作为辨识效果测试集,设置测试集 标签依次为1—5,将训练集与测试集对调重复进行 辨识效果测试。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,通过十折交叉验证 网格寻优法选取多分类模型惩罚因子c与径向基核 函数参数g,最终取值为c=1.714、g=0.976。SVM模 型辨识结果如图5所示。



图5 SVM模型辨识结果



由图5可见,弹簧卡涩与电压偏低状态下的测试数据中各有1组误判为正常储能状态,SVM对当前5种储能状态辨识的准确率达97%,该模型在利用多维特征辨识断路器储能状态多分类问题方面具有优越性。

4.4 结果对比分析

为验证振动、电流信号特征联合的必要性,本文 对比了仅取振动信号或电流信号特征以及振动和电 流信号联合特征3种情况下通过SVM模型辨识准确 率,结果如图6所示。由图可见,以单一振动特征、 电流特征向量的辨识准确率分别为90%、91%,而振 动和电流信号联合特征向量全面反映了机械运动过 程与电气量的变化信息,储能状态辨识准确率达到 97%,有明显提升。

仍使用相同数据样本与特征提取方法,基于储 能振动和电流信号多域联合特征,进一步对比SVM、 K最邻近(K-nearest neighbor,KNN)、BP神经网络的 辨识效果,结果见表2。由表可知:3种分类算法对 于正常储能与电压偏高2种状态均能进行较为准确 的识别,由于正常储能与电压偏低这2种状态特征 具有相似性,基于数据距离分类的KNN算法不能达



图6 3种特征向量辨识结果

Fig.6 Identification results of three feature vectors

主っ	2. 新笛法的护太뉇:(1	口在确实
⊼ ₹ ∠) 仲异広的仏愆辨ら	、准佣伞

Table 2 State recognition accuracy of three algorithms

运行状态	测试数量 -	故障诊断准确率 / %		
		KNN	BP神经网络	SVM
正常储能	20	95	95	100
弹簧卡涩	20	90	100	95
电压偏高	20	100	95	100
电压偏低	20	80	85	95
齿轮卡涩	20	80	85	95
综合结果		89	92	97

到较高的识别准确率;BP神经网络处理高维特征向量的能力较差,迭代计算时间开销大;SVM通过核函数将特征向量重构至高维空间,且有较强学习能力,在高压断路器状态辨识中有着更好的诊断效果。

5 结论

186

断路器储能动作是一个复杂的电机电能、部件 机械能和弹簧势能间的转换过程,本文提出一种利 用伴随振动和电流信号特征辨识储能过程异常的方 案,所得结论如下。

1)断路器储能伴随振动信号倒频谱具有多种突 出峰值,在不同储能状态下,倒频谱峰值出现明显偏 移,多个倒频率体现了电机转动轨迹的基频和高频 周期性混合特征,较传统电机状态的转速变化检测 法鲁棒性更好、更精确。

2)高压断路器储能过程的振动可描述为一个包涵能量传递和变换的动力学混沌系统,关联维数及 K熵能够以重构相空间刻画混沌系统非平稳随机运动的复杂及有序程度,储能机构信号的混沌特征对 不同类故障描述具有极大的敏感性。

3)构建振动和电流信号的时域、频域和相空间 多域特征向量全面反映断路器储能过程信号变异细 节,结合SVM算法达到了良好的储能状态辨识效果。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

[1]万书亭,马晓棣,陈磊,等.基于振动信号短时能熵比与DTW 的高压断路器状态评估及故障诊断[J].高电压技术,2020,46 (12):4249-4257.

WAN Shuting, MA Xiaodi, CHEN Lei, et al. State evaluation and fault diagnosis of high-voltage circuit breaker based on short-time energy entropy ratio of vibration signal and DTW [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12):4249-4257.

[2] 程学珍,朱晓林,杜彦镔,等. 基于神经模糊 Petri 网的高压断 路器故障诊断研究[J]. 电工技术学报,2018,33(11):2535-2544.

CHENG Xuezhen, ZHU Xiaolin, DU Yanbin, et al. High voltage circuit breaker fault diagnosis based on neural fuzzy Petri nets[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018,33(11):2535-2544.

[3] 牟伟杰,石林锁,蔡艳平,等.基于振动时频图像全局和局部特 征融合的柴油机故障诊断[J].振动与冲击,2018,37(10):14-19,49.

MU Weijie, SHI Linsuo, CAI Yanping, et al. Diesel engine fault diagnosis based on the global and local features fusion of time-frequency image[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018,37(10):14-19,49.

- [4] DONG Ran, CAI Dongsheng, IKUNO Soichiro. Motion capture data analysis in the instantaneous frequency-domain using Hilbert-Huang transform[J]. Sensors, 2020, 20(22):6534.
- [5] 孙曙光,于晗,杜太行,等. 基于振动信号样本熵和相关向量机 的万能式断路器分合闸故障诊断[J]. 电工技术学报,2017,32 (7):20-30.

SUN Shuguang, YU Han, DU Taihang, et al. Diagnosis on the switching fault of conventional circuit breaker based on vibration signal sample entropy and RVM[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(7):20-30.

- [6] CAI Haiyan, JIANG Qingtang, LI Lin, et al. Analysis of adaptive short-time Fourier transform-based synchrosqueezing transform
 [J]. Analysis and Applications, 2021, 19(1):71-105.
- [7] 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.

[8] 杨秋玉,阮江军,黄道春,等. 基于振动信号时频图像识别的高 压断路器分闸缓冲器状态评估[J]. 电工技术学报,2019,34 (19):4048-4057.
YANG Qiuyu, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Opening damper condition evaluation based on vibration time-frequency images for high-voltage circuit breakers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(19): 4048-4057.

[9] 孙曙光,赵黎媛,杜太行,等. 基于电机电流分析的万能式断路 器机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2017,38(4):952-960. SUN Shuguang, ZHAO Liyuan, DU Taihang, et al. Diagnosis on the mechanical fault of universal circuit breaker based on motor current analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2017,38(4):952-960.

 [10] 赵书涛,许文杰,李云鹏,等.基于优选泛特征的真空断路器 弹簧机构储能状态辨识方法[J].高电压技术,2021,47(11): 3777-3784.
 ZHAO Shutao, XU Wenjie, LI Yunpeng, et al. Identification

method for energy storage state of spring mechanism of vacuum circuit breaker based on optimal multi-characteristics [J]. High Voltage Engineering,2021,47(11):3777-3784.

[11] 赵书涛,李云鹏,王二旭,等.基于电-振信号熵权特征的断路
 器储能机构故障诊断方法[J].高压电器,2019,55(11):204-210.
 ZHAO Shutao,LI Yunpeng,WANG Erxu, et al. Fault diagno-

sis method of circuit breaker energy storage mechanism based on electro-vibration signal entropy weight feature[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(11): 204-210.

- [12] 赵莉华,金浩文,黄小龙,等.基于电机电流的负荷开关操作机 构状态诊断研究[J].高压电器,2020,56(6):302-308.
 ZHAO Lihua, JIN Haowen, HUANG Xiaolong, et al. Research on state diagnosis of load switch operating mechanism based on motor current[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 302-308.
- [13] 赵科,王飞,杨元威,等.基于信号特征融合与优化的高压断路器机械状态评估[J].高压电器,2018,54(4):14-19.
 ZHAO Ke,WANG Fei,YANG Yuanwei, et al. Mechanical condition evaluation of high voltage circuit breaker based on the features fusion and optimization of different signals[J]. High Voltage Apparatus,2018,54(4):14-19.
- [14] 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.
- [15] JIANG Fei, DING Kang, HE Guolin, et al. Sparse dictionary design based on edited cepstrum and its application in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2021, 490:115704.
- [16] 郑锦妮,边杰.综合CEEMDAN-SVD与倒频谱的滚动轴承故障 诊断方法[J].太原理工大学学报,2021,52(3):495-501.
 ZHENG Jinni, BIAN Jie. Rolling bearings fault diagnosis method integrating CEEMDAN-SVD and cepstrum[J]. Journal of Taiyuan University of Technology,2021,52(3):495-501.
- [17] 李云鹏. 基于振动-电流联合特征的弹簧高压断路器储能状态 辨识方法[D]. 北京:华北电力大学,2021.

LI Yunpeng. Energy storage state identification method for high voltage circuit breaker based on joint vibration-current characteristics [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.

[18] 马宏忠,侯鹏飞,严岩,等.高压电抗器绕组和铁芯机械故障的 混沌特性分析与特征识别[J].电力自动化设备,2022,42(5): 204-211.

MA Hongzhong, HOU Pengfei, YAN Yan, et al. Chaotic characteristic analysis and feature recognition of mechanical failure of high voltage reactor winding and iron core [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(5):204-211.

[19] 徐小峰,常玮洪,孙燕芳. 基于关联维数和Kolmogorov熵的协同物流网络有序度控制模型[J]. 系统工程学报,2018,33(2): 157-166.

XU Xiaofeng, CHANG Weihong, SUN Yanfang. Order degree control model for collaborative logistics network based on correlation dimension and Kolmogorov entropy[J]. Journal of Systems Engineering, 2018, 33(2):157-166.

[20] ZHANG Yan, ZHANG Bide, YUAN Yuchun, et al. Transformer fault diagnosis based on support vector machine [C] // 2010 3rd International Conference on Computer Science and Information Technology. Chengdu, China: IEEE, 2010:405-408.

作者简介:



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

曾 瑞(1998—),女,硕士研究生,主 要研究方向为断路器故障诊断(E-mail: 244681377@qq.com);

赵书涛

刘会兰(1986—),女,博士研究生,通 信作者,主要研究方向为电力设备故障诊 断、智能电器监测技术及分布式电源并网技

术(**E-mail**:liuhuilan111@163.com)_。

(编辑 任思思)

Energy storage state identification method of high-voltage circuit breaker based on multi-domain feature combination of vibration and current signals

ZHAO Shutao¹, ZENG Rui¹, LIU Huilan¹, XU Wenjie¹, LI Jianpeng², LIU Jiaomin¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. Super High Voltage Branch of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050070, China)

Abstract: In order to realize the energy storage state identification of high-voltage circuit breakers, an energy storage state identification method based on multi-domain feature extraction of accompanying vibration and current signals is proposed. The cepstrum analysis is performed on the vibration signal to extract the periodic component features in the frequency domain, which reflects the fundamental frequency and high-frequency characteristics of the motor periodic rotation trajectory. Then, the phase space reconstruction theory is used to obtain the correlation dimension and Kolmogorov entropy of the phase space domain by the G-P method to quantitatively evaluate the complexity of the random motion of the energy storage process. The motor current duration, initial current value and skewness time domain feature are calculated, and the multi-domain feature vector is constructed with the vibration signal feature. The energy storage state identification of circuit breakers is realized by the support vector machine algorithm. The experimental results show that the accuracy of the proposed identification algorithm based on the multi-domain joint features of vibration and current signals reaches 97%, which effectively improves the identification accuracy of the typical working conditions of the circuit breaker energy storage.

Key words: circuit breaker; energy storage state; vibration signal; multi-domain feature; cepstrum analysis; phase space reconstruction

187





Fig.A1 Flowchart of circuit breaker energy storage state identification



图 A2 多域联合特征向量示意图





图 A3 现场测试与传感器放置 Fig.A3 Field testing and sensor placement





图 A5 正常储能状态下的 lnC-lnr 曲线

Fig.A5 lnC-lnr curve of normal energy storage state

蛙征	不同状态类型下特征数据					
编号	正常	弹簧	电压	电压	齿轮	
	储能	卡涩	偏高	偏低	卡涩	
Z_1	0.509	0.091	0.675	0.689	0.253	
Z_2	2.715	0.413	3.205	1.132	1.758	
Z_3	3.254	1.897	3.921	1.784	2.056	
\mathbb{Z}_4	0.742	2.619	1.253	0.955	1.976	
Z_5	6.926	7.076	7.375	6.886	7.131	
C_1	6.323	6.876	5.886	7.124	7.423	
C_2	1.052	0.771	0.904	0.947	1.021	
C ₃	0.587	0.511	0.808	0.574	0.524	

表 A1 振-电多域联合特征向量

Table A1 Vibrational-electrical multi-domain joint feature