

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2019.03.035

基于多参量的高压断路器分/合闸线圈的故障诊断

靳文娟, 季天瑶, 唐文虎
(华南理工大学, 广州 510640)

摘要: 由于分/合闸线圈电流信号和振动信号的变化均可以反映操动机构的运行状态,因此文中阐述了根据多参量来诊断高压断路器分/合闸线圈故障的一种新方法,以提高高压断路器故障诊断的准确率。文中首先介绍了操动机构电磁铁的动作状态,并分析操动机构电流信号与运行状态的关系,其次设计了一套以NI数据采集卡和实时控制器为核心的硬件电路,最后运用多层小波包分解与重构算法对信号进行滤波,结合极值法对信号进行特征值提取,并采用粒子群优化算法与支持向量机相结合的方法进行状态分类。实验结果表明,文中提出的算法能够及时发现高压断路器运行过程中存在的安全隐患,有效提高高压断路器的运行可靠性。

关键词: 高压断路器; 多参量; 分/合闸线圈; 小波包; 粒子群优化; 支持向量机

Fault Diagnosis of Tripping/Closing Coil of High-voltage Circuit Breaker Based on Multiple Parameters

JIN Wenjuan, JI Tianyao, TANG Wenhui

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Because the change of tripping/closing coil current (CC) and the vibration signal can reflect the running state of an operating mechanism, a new method based on multiple parameters is presented for fault diagnosis of tripping/closing coil of the high-voltage circuit breakers (HVCBs) and for improving the accuracy of the fault diagnosis. First, the operation state of the actuator electromagnet is introduced, and the relationship between the signals and the operating states of the actuator is analyzed. Second, a hardware circuit taking the NI data acquisition card and the real-time controller as the core is designed. Third, the multi-layer wavelet packet (WP) decomposition and reconstruction algorithm is used to filter the signals, and the extreme value method is used to extract the eigen-values. Finally, the particle swarm optimization (PSO) method is combined with the support vector machine (SVM) to classify the states of HVCBs. Experimental results show that the present algorithm can detect the hidden failure of HVCBs in operation and improve their reliability.

Key words: high-voltage circuit breaker (HVCB); multi-parameter; tripping/closing coil; wavelet packet (WP); particle swarm optimization (PSO); support vector machine (SVM)

0 引言

高压断路器是电力系统中的关键设备,在电力网络中起着控制和保护的双重作用。其正常运行时既能开断工作电流,又能在规定时间内开断短路电流和过载电流,从而保证电网安全可靠运行^[1]。

因此,保证高压断路器正常运行对提高电网运行可靠性至关重要。近年来人工智能方法的出现,使得基于状态监测的高压断路器维修策略发展迅速,有效提高了高压断路器状态监测和故障诊断的准确率^[2]。

由于断路器分/合闸线圈电磁铁卡涩、松弛或者线圈电压上升、下降都可能引起分/合闸线圈电

收稿日期:2018-09-01; 修回日期:2018-11-05

基金项目:中央高校基本科研项目(2015ZZ019)。

Project Supported by Basic Scientific Research Project of the Central University(2015ZZ019).

流异常,分闸电磁铁铁心行程偏大或顶杆行程不足都可能导致振动信号波形异常。因此,可以通过监测分/合闸线圈电流和振动信号,分析铁心、线圈及连杆等操动机构的健康状况。以往研究中已提出多种方法,通过分析操动线圈电流信号^[3-8]或振动信号^[9-14]对高压断路器进行状态监测。由于振动信号包含非线性、非平稳和分形特征^[9],而传统的振动信号分析方法,如傅里叶变换、希尔伯特黄变换和动态时间窗等多适用于对平稳信号进行处理,从而无法提取出较为有效的信号,因此可能出现误诊断^[11-12]。小波包分解具有优异的多尺度时频分辨率,并擅长处理非线性、非平稳信号,在电力系统状态监测中得到一定的应用^[13-14]。

此外,国内外研究中多采用专家系统、人工神经网络、分形方法、模糊知识、粗糙集和支持向量机^[15-19]等人工智能技术,对断路器进行状态分类和故障诊断。其中,支持向量机具有鲁棒性好、理论完善、全局最优、训练时间短和泛化能力强的优点而在状态分类中被广泛采用。

基于以上分析,传统上采用单一信号的分析处理方法,可能存在误诊断的问题。因此,文中引入多维映射理论,并结合多种参数的特征曲线,推测断路器的工作状态。首先选用小波包分解与重构算法对分闸线圈电流信号和振动信号进行降噪处理,再结合极值法对上述信号进行特征值提取,在此基础上将粒子群优化算法与支持向量机理论相结合,对一台弹簧操动式高压断路器进行故障诊断。首先在实验室搭建试验平台,并模拟操动线圈电源电压偏低的故障。其次,运用所开发的算法对采集到的操动线圈电流信号和振动信号进行分析处理。最后根据信号处理结果对高压断路器进行故障诊断,并通过模拟分闸线圈电压偏小故障,检测算法的有效性。

1 信号与操动机构运动状态间的关系

1.1 分/合闸电磁铁动作状态分析

断路器分/合闸电磁铁主要由动铁心、静铁心、线圈和铁轭构成。分/合闸电磁铁的等值电路见图1。图1中: U 为直流恒压电源;分、合闸线圈等值为一个定值电阻 R 和一个无电阻的电感线圈 L 。当刀闸 K 合上后,线圈中有电流 i 通过,电源中的电能 A_e 不断转变为消耗在电阻 R 上的热能 A_R 和磁能 A_m 。动铁心受磁能所产生的吸力驱动,使断路

器完成分闸或合闸动作。

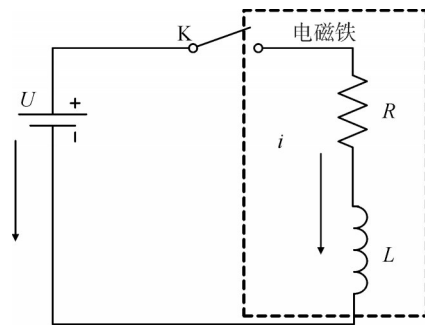


图1 分/合闸电磁铁等效电路图

Fig. 1 Equivalent circuit diagram of trip/close coil electromagnet

电磁铁线圈电流与电压之间的关系式为

$$U = Ri + \frac{d\psi}{dt} \quad (1)$$

式(1)中, ψ 为通电线圈产生的磁通。

为了简化分析过程,假设电磁铁在运动过程中不饱和,则 $\psi = Li$,线圈电感 L 为铁心位移 x 的函数。则式(1)可转化为

$$U = Ri + L(x)\frac{di}{dt} + i\frac{dL(x)}{dt} \quad (2)$$

由于 $v = dx/dt$,式(2)进一步转化为

$$U = Ri + L(x)\frac{di}{dt} + i\frac{dL(x)}{dx}v \quad (3)$$

式(3)中, v 为铁心的运动速度。典型的分/合闸线圈电流曲线见图2。

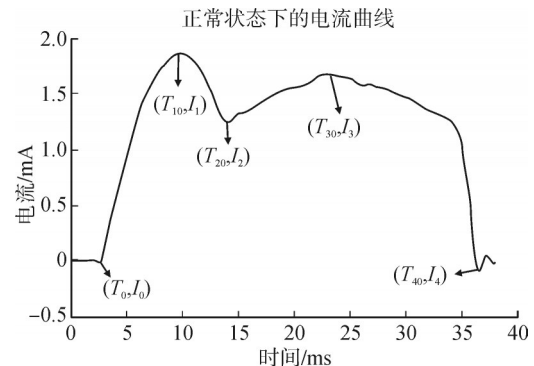


图2 典型的分闸线圈电流波形

Fig. 2 The typical current waveform of the trip coil

在 $t=0$ 时刻,分/合闸回路收到上级控制单元发出的分/合闸指令,经过时延 T_0 ,开关 K 接通分/合闸线圈回路,此时电流为 I_0 。由于存在线圈电感,电流由0逐渐增大,在电流值达到 I_1 之前,通电线圈产生的电磁力不足以拉动铁心,铁心保持静止,该段时间内电流 i 满足公式(4)按指数规律变化。

$$i = \frac{U}{R} [1 - e^{-\frac{R}{L(x)}(t-t_0)}] \quad (4)$$

随着分/合闸线圈电流的增大,通电线圈产生

的电磁力也逐渐增大,在 $t = T_{10}$ 时刻通电电流达到最大值 I_1 ,产生足够的电磁力驱动铁心开始运动,并短时间内使铁芯获得较大速度。由于铁心运动感应出一个瞬间增大的强电动势,方向与电源电压方向相反,导致分/合闸线圈电流转而下降。直到 $t = T_{20}$ 时刻,铁芯推动撞杆撞击分/合闸操动机构的锁扣,并停止运动,电流降至最低值 I_2 。铁心静止以后,分/合闸线圈电流重新上升,电流变化趋势满足式(5)。

$$i = I_2 e^{-\frac{R}{L(x)}(t-t_2)} + \frac{U}{R} [1 - e^{-\frac{R}{L(x)}(t-t_2)}] \quad (5)$$

在 $t = T_{30}$ 时刻电流再次达到峰值 I_3 ,同时锁扣释放储存在分/合闸弹簧内的能量为断路器分合动作提供动力。辅助开关切断分/合闸线圈回路,电流急剧下降并在 T_{40} 时刻降至 0,分/合闸线圈回路工作周期结束。

一般情况下,电流 I_1 可以反映电源电压,电流 I_2 可以反映线圈电阻,电流 I_3 可以反映电磁铁动铁心的速度信息。

1.2 信号随操动机构变化的规律

随着电磁铁动作状态的变化,分闸线圈电流和振动信号的波形也发生相应的变化。不同电压下的信号波形变化情况见图3。

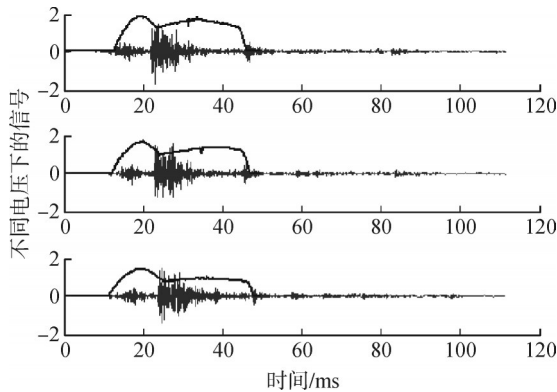


图3 不同电压下的分闸线圈电流和振动信号波形

Fig. 3 The trip CC and vibration signal waveforms under different voltages

图3中信号对应的电压从上到下依次降低。其中,分闸线圈电流信号为实际测量得到的数值,单位为 mA;振动信号为实际测得的分闸线圈振动信号等比缩小 1 000 倍后的数值,单位为 m/s^2 。可见,分闸线圈电流信号与振动信号波形存在相互对应的关系。在分闸线圈通电,电磁铁开始运动以及分闸动作执行时刻,分闸电磁铁振动明显,因此采集到的振动信号幅值明显变大。当电源电压降低时,分闸线圈电流曲线向右、向下移动,振动信号波形

随之变化。因此,可以对分闸线圈电流信号和振动信号进行特征值提取,并通过信号处理形成状态表,用来识别断路器的动作状态。

2 多维映射理论、小波包分解法及 PSO-SVM 分类法

2.1 多维映射理论

由于断路器故障时,分闸线圈电流信号、振动信号等都可能会受到影响而发生突变,因此引入多维映射理论,同时结合多种参数的特征曲线,推测出断路器的工作状态。高压断路器多维映射知识库见图4。

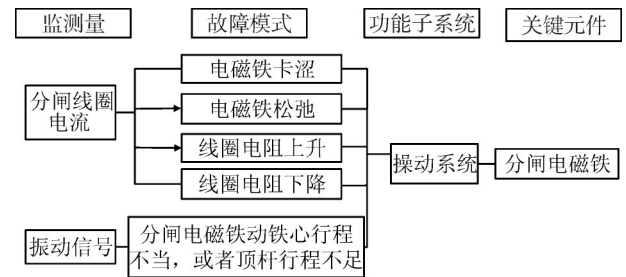


图4 多维映射知识库的建立

Fig. 4 The establishment of multi-dimensional mapping knowledge base

由图4可以看出,由分闸线圈电流及振动信号可以推测出分闸电磁铁健康状况。因此,文中通过模拟电源电压偏低故障来进行分闸线圈电流和振动信号的采集和分析处理,进一步诊断出分闸电磁铁运行状态。

2.2 小波包分解与重构

小波包分解是在保留信号时频局部化特性的基础之上,在通频范围内聚焦,同时关注近似信号与细节信号。它可以实现信号频带的均匀划分,分解模式为二叉树的分解,见图5。图5中每一层都覆盖信号所有频率,且随着层数的增加频率分辨率也增加^[13-14,18]。

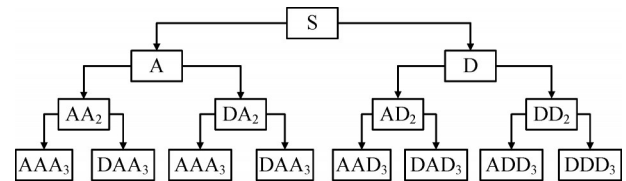


图5 信号小波包分解

Fig. 5 Wavelet packet decomposition

图5中:S代表原始信号;A代表近似信号;D代表细节信号。

另外,可以在各分解节点进行系数重构,重构信号反映了该节点结点对应频段在原始信号中的分布情况,即实现了对原始信号的频域抽取,

在故障诊断中可以反映状态特征频率的变化情况。在时域内对振动信号进行分析时,力求从中提取高压断路器操作过程中一连串动作的时序特征信息,这些信息在振动信号中往往表现为一系列幅值的突然变化。振动信号幅值突变的时间特性反映了各振动事件在整个振动过程中的相对位置,分别与高压断路器分/合闸电磁铁铁心、撞杆、分/合闸操动机构锁扣等部件的动作过程相对应。

2.3 PSO-SVM分类与优化算法

基于SVM的状态识别和故障诊断方案主要包括以下几部分:数据采集和处理、核函数的选择、支持向量机的训练和优化。文中采用PSO算法对SVM分类器的参数进行优化,提高了SVM的学习能力和泛化能力。另外,文中选用高斯径向基函数(RBF)作为SVM的核函数。

2.3.1 粒子群优化算法(PSO)

PSO源于对鸟类捕食行为的研究,是一种智能群体搜索方法^[20]。PSO中每个粒子都是所在解空间(设为 D 维)中具有一定速度的一个点,设空间中一共有 N 个粒子。第 i 个粒子的位置为 $X_i = (x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, \dots, x_i^{(D)})$,飞行速度和个体极值分别为 $V_i = (v_i^{(1)}, v_i^{(2)}, \dots, v_i^{(D)})$ 和 $P_i = (P_i^{(1)}, P_i^{(2)}, \dots, P_i^{(D)})$ 。粒子群的整体极值为 $P_g = (P_g^{(1)}, P_g^{(2)}, \dots, P_g^{(D)})$ 。在每一次迭代中,粒子通过跟踪个体极值和全局极值来更新自己的位置和速度,公式为:

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, N; d = 1, 2, \dots, D$$

$$v_{id}(t+1) = k \times v_{id}(t) + c_1 \times \text{rand}_1() \times [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \times \text{rand}_2() \times [p_{gd}(t) - x_{gd}(t)] \quad (7)$$

式(6)、(7)中: v_{id} 、 x_{id} 和 p_{id} 分别为第 i 个粒子在第 d 维空间中的速度、位置和个体极值; x_{gd} 和 p_{gd} 分别为粒子群在第 d 维空间中的整体速度和整体位置;正常量 c_1 和 c_2 为加速系数,它们分别代表一个粒子在接近 P_i 和 P_g 过程中统计加速度项的权重; $\text{rand}()$ 是一个通用的分布随机变量,其取值范围为 $[0,1]$; k 是惯性权值,用于平衡全局搜索和局部搜索。第 d 维位置变化范围为 $[-x_{\max d}, x_{\max d}]$,最大速度为 v_{\max} 。

2.3.2 支持向量机(SVM)

SVM基于结构风险最小的统计学习理论,主要用来解决过度拟合、收敛速度慢、小样本和非线性问题^[20]。SVM学习算法的基本思想主要概况为两个步骤:首先,通过非线性变换函数 ϕ 将输入空间的数据映射到一个高维线性特征空间。然后在该高

维特征空间中构建一个最优线性分类面,通过寻找最优的惩罚因子 C 和核参数参数 γ ,达到求解最优分类超平面的目标^[21-22]。SVM的目标函数和约束条件为

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{subject to} \quad & y_i (w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)中: x_i 是以向量表示的第 i 个样本,即输入SVM分类器的训练集, l 为样本总数, C 为惩罚因子, ξ_i 为松弛变量, w 为权值向量, y_i 为分类标记, $\phi(x_i)$ 是将训练集映射到高维空间的函数。另外,选择RBF作为分类器的核函数,其表达式为

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (9)$$

$$i = 1, 2, \dots, l; j = 1, 2, \dots, l; \text{且 } i \neq j; \gamma > 0$$

式(9)中: x_i 和 x_j 分别是以向量表示的第 i 和第 j 个样本; γ 为相应的核参数。

3 实验方案及数据分析

3.1 试验平台的搭建

该研究中的试验平台主要包括:弹簧操动式高压断路器和数据采集系统。数据采集系统主要包括传感器、NI高精度数据采集卡、实时控制器和PC机。其工作过程为:传感器将相应被测对象的量值转换成电信号,数据经过采集卡A/D转换处理之后上传到实时控制器,同时将数据经过光纤送入PC机,由上位机MATLAB软件进行后续的数据处理,包括数据的低通滤波、采样波形的实时显示、参数修正等。

文中选用LA25-NP/SP25型霍尔电流传感器对分闸线圈电流信号进行数据采集,其测量范围为 ± 25 A,输出电流范围 ± 25 mA,工作电压为 ± 15 V,其输出电流满足NI-9203的输入要求。传感器环套在控制柜内分/合闸电磁铁两端的进线处,见图6(a)中圆圈。选择TST145A50型号的三向式加速度传感器来获取振动信号的数据,其灵敏度为 1 mV/g(g 为重力加速度)、测量范围 ± 5000 g、工作频率为 $0 \sim 10$ kHz。安装位置为断路器控制箱正面的分合闸弹簧机构金属外壳的栓孔处(见图6(b)圆圈)。数据采集卡选用NI-9234型号,安装在靠近断路器的户外箱内,信号通过光纤传输到主控室内的上位机。数据采集卡采样速率为 10 kHz,根据Nyquist采样定理,可检测的信号频带范围为 $0 \sim 5$ kHz。

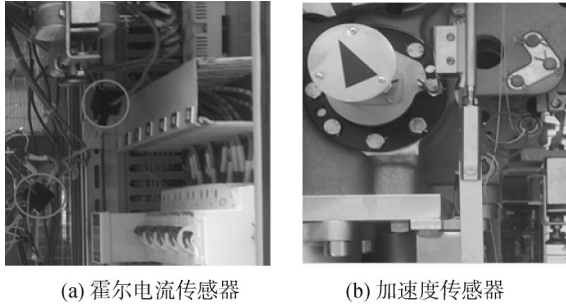


图6 霍尔电流传感器和加速度传感器安装位置

Fig. 6 Installation location of hall current sensors and acceleration sensor

模拟电压偏低故障时,在端子排上找出分闸线圈直流供电端子,并接入可调直流电压源对线圈进行供电。

3.2 信号的分析处理

典型的模式识别系统分为信息获取、预处理、特征提取选择、分类器设计和分类决策五部分。文中选取电压正常(110 V, 10组)和电压偏低(105/100/95/90/85/80 V,各10组)情况下的共70组试验数据进行分析处理。分析对象为分闸线圈电流信号和振动信号,经过分析得到这两种信号的典型特征值,利用这些特征值对分类器进行训练。

3.2.1 分闸线圈电流信号

分闸线圈的额定供电电压为110 V,利用可调电源给分闸线圈供电,模拟电源电压偏低故障。通过多次试验,选用Daubechies5作为小波基函数,对分闸线圈电流信号进行3层小波包分解,利用第3层各结点的系数重构信号,实现信号的降噪。得出不同电压对分闸线圈电流的影响见图7。利用极值法对电流信号进行特征值提取,得到分闸线圈电流特征值分布见表1,与电压有关的典型特征值变化规律见表2。

图7中曲线所对应的供电电压由上到下依次递减,电压调整范围为80~110 V。结合表1可以看出,随着供电电压的降低,分闸线圈电流曲线逐渐向右、向下移动。其中,电流峰值、谷值和稳定值均随电压的降低而减小且其对应的时刻均延迟,从电磁铁铁心启动到铁心撞击分闸操动机构的锁扣并停止运动需要的时间逐渐增大,分闸线圈通电总时间变长。

对各参量变化规律做进一步的分析,提取出能够反映分闸线圈电流变化规律的典型特征值,具体见表2。据此可以看出,第一峰值电流 I_1 与电源电压成正比变化,第一谷值电流 I_2 随电源电压的降低而降低,从电磁铁铁心启动到铁心推动撞杆撞击分闸操动机构的锁扣并停止运动需要的时间逐渐增

大。由式(4)可知,在铁心保持静止的过程中,线圈电流与电源电压成正比变化;由式(5)可知,铁心开始运动后,线圈电流随着电源电压的下降而减小。由此可知,试验所得到的分闸线圈电流变化规律与理论分析结果保持一致。

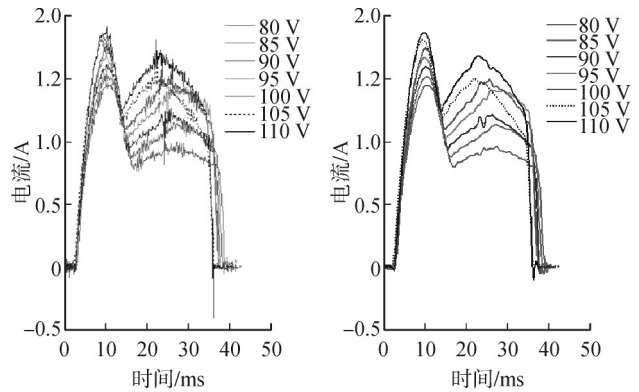


图7 不同电压对分闸线圈电流曲线的影响

Fig. 7 Effect of various voltages on the trip CC

表1 不同电压下分闸线圈电流特征值分布

Table 1 Eigen-values' distribution of trip CC at different voltages

电压/V	I_1/A	I_2/A	I_3/A	T_{10}/ms	T_{20}/ms	T_{30}/ms	T_{40}/ms
110	1.861	1.237	1.675	6.8	11.1	11.1	33.3
105	1.807	1.158	1.499	6.9	11.5	11.5	33.8
100	1.741	1.095	1.488	7.0	11.9	22.7	34.6
95	1.667	1.005	1.406	7.3	12.2	23.4	35.1
90	1.592	0.937	1.201	7.4	12.8	12.8	35.1
85	1.511	0.870	1.130	7.7	13.6	24.4	35.8
80	1.443	0.793	0.957	7.5	14.4	24.7	36.6

表2 分闸线圈电流特征值变化规律

Table 2 Change law of trip CC eigen-values

电压/V	$U/\%$	$I_1/\%$	$I_2/\%$	$(T_{20}-T_{10})/T_{10} \times 100/\%$
110	—	—	—	—
105	-4.545	-2.902	-6.386	6.481
100	-4.762	-3.652	-5.440	6.522
95	-5.000	-4.250	-8.219	6.735
90	-5.263	-4.499	-6.766	6.883
85	-5.556	-5.088	-7.150	7.156
80	-5.882	-4.500	-8.851	8.681

3.2.2 振动信号

由于试验平台的传感器与PC机间的连线经过了断路器控制箱金属机构外壳和接线端子排,传感器可能会受到电气部件振动时产生的电磁干扰,从而采集到的振动信号中可能含有部分噪声。因此,需要先进行信号降噪。经过多次试验,选用Daubechies4作为小波基函数,对分闸线圈振动信号进行3层小波包分解,利用第3层各结点的系数

重构信号,实现信号的降噪。得出不同电压对分闸线圈振动信号的影响见图8。选取各结点能量值作为特征值,得到不同电压下分闸线圈振动信号特征值分布情况见表3。

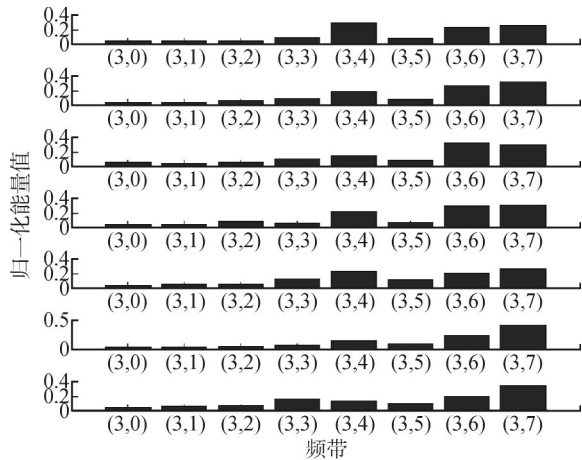


图8 不同电压下分闸线圈振动信号的归一化能量分布

Fig. 8 Normalized energy distribution of vibration signals of trip coil under different voltages

表3 不同电压下分闸线圈振动信号特征值分布

Table 3 Eigen-values' distribution of vibration signals of trip coil at different voltages

电压/ V	频带							
	(3,0)	(3,1)	(3,2)	(3,3)	(3,4)	(3,5)	(3,6)	(3,7)
110	6.62	6.85	8.82	22.67	75.08	19.19	58.69	64.03
105	7.37	6.81	13.18	19.79	43.78	15.54	62.23	78.15
100	9.92	5.91	9.92	21.83	31.24	16.10	71.30	63.94
95	5.92	7.90	15.14	10.92	47.58	13.94	65.13	67.69
90	6.65	9.30	10.73	26.35	48.94	23.20	43.32	57.94
85	6.05	6.42	7.15	13.03	26.93	17.54	47.44	90.12
80	7.60	10.04	10.74	30.75	26.18	17.96	37.39	70.78

由图8和表3可以看出,当电压降低时,分闸线圈振动信号的能量分布情况发生了变化:2.5~3.125 kHz 频带范围内的能量上升,3.125~4.375 kHz 频带范围内的能量降低。根据断路器运行原理进行推测,由于电压降低导致分闸电磁铁启动电流减小,从而使得弹簧起振变缓,低频振动能量增大,高频振动能量降低。

4 仿真结果及分析

选取分闸线圈电流和振动信号的典型特征值作为特征向量,对基于SVM的故障诊断模型进行训练。该故障诊断模型中选用径向基核函数,选取不同电压下的70组样本训练SVM,再利用训练得到的SVM分类器,对另外70组待测信号进行特征识

别和故障诊断。在进行诊断时,需要调节惩罚参数C和核函数参数 γ 才能得到比较满意的分类准确率。表4为几组随机选择参数下的分类准确率。

表4 不同随机选择参数下的分类准确率

Table 4 The classification accuracy under randomly selected parameters

运行次数	惩罚参数C	核函数参数 γ	诊断准确率/%
1	10	631	98.57
2	50	634	92.86
3	1	636	81.43

文中运用粒子群优化算法寻找支持向量机的最佳参数,经过计算,选取最佳参数 $C=0.1, \gamma=0.01$ 。运用训练得到的PSO-SVM分类器对测试集进行分类的结果见图9,故障诊断的准确率为100%。

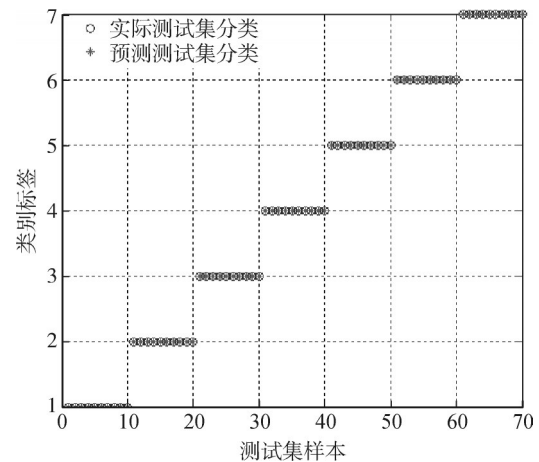


图9 用PSO-SVM分类器对测试集进行预测

Fig. 9 Predict the test set with the PSO-SVM classifier

5 结语

文中在详细介绍弹簧操动式高压断路器分/合闸操作过程的基础上,提出了一种基于分闸线圈电流信号和振动信号特征值提取的多参量高压断路器状态监测和故障诊断新方法。该方法以时频法为基础,主要采用小波包分解与重构算法对信号进行滤波和分析,并结合极值法提取能反映信号特征的特征值向量。在此基础上,采用粒子群优化算法和支持向量机等理论进行状态分类和故障诊断。经实验验证,文中所提出的方法能够对高压断路器电源电压偏低的故障进行诊断,且故障诊断准确率较高。后续研究中,将通过模拟电阻偏大、弹簧卡涩和电磁铁空行程偏大等其它种类的故障,对文中所提出的故障诊断算法进行改进,进一步扩大算法的适用范围。

参考文献:

- [1] 徐国政,张节容,钱家骊,等. 高压断路器原理和应用[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
XU Guozheng, ZHANG Jierong, Qian Jiali, et al. Principles highvoltage circuit breakers[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [2] HOIDALEN H K, RUNDE M. Continuous monitoring of circuit breakers using vibration analysis[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(4): 2458-2465.
- [3] STRACHAN S, MCARTHUR S, MCDONALD J. Providing decision support for the condition-based maintenance of circuit breakers through data mining of trip coil current signatures[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2007:22(1): 178-186.
- [4] STRACHAN S, STEPHEN M. Trip coil signature analysis and interpretation for distributed circuit breaker condition assessment[C]//Eighteenth International Conference and Exhibition on Electricity Distribution. Turin, Italy: [s.n.], 2005: 559-563.
- [5] 宋锦刚,许长青,朱统亮. 基于波形辨识技术的SF₆断路器分/合闸线圈电路监测[J]. 电力建设, 2011, 32(3): 65-68.
ONG Jingang, XU Changqing, ZHU Tongliang. Coil current monitoring of SF₆ circuit breakers based on waveform identification[J]. Electric Power Construction, 2011, 32(3): 65-68.
- [6] 袁金丽,李奎,郭志涛. 基于SVM与分/合闸线圈电流参数的高压断路器机械故障诊断[J]. 高压电器, 2011, 47(3): 26-30.
YUAN Jinli, LI Kui, GUO Zhitao. Mechanical failure diagnosis of high voltage circuit breaker based on SVM and opening/closing coil current parameters[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(3): 26-30.
- [7] 黄建,胡晓光,巩玉楠. 高压断路器机械故障诊断专家系统设计[J]. 电机与控制学报, 2011, 15(10): 43-49.
HUANG Jian, HU Xiaoguang, GONG Yunan. Machinery fault diagnosis expert system for high voltage circuit breaker[J]. Electric Machines and Control, 2011, 15(10): 43-49.
- [8] 胡晓光,孙来军,纪延超. 基于线圈电流和触点状态的断路器故障分析[J]. 电力自动化设备, 2006, 26(8): 5-11.
HU Xiaoguang, SUN Laijun and JI Yanchao. Circuit breaker fault analysis based on coil currents and contact states[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 26(8): 5-11.
- [9] 曹志彤,何国光,陈宏平. 电机故障特征值的倍频小波分析[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7): 112-116.
CAO Zhitong, HE Guoguang, CHEN Hongping. Multiple bandwidth wavelet analysis for fault diagnosis eigenvalue in squirrel-cage induction motor[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(7): 112-116.
- [10] MENG Y P, JIA S L. Condition monitoring of vacuum circuit breakers using vibration analysis[C]//International Symposium on Discharges and Electrical Insulation in Vacuum. Yalta, Ukraine: [s.n.], 2004: 341-344.
- [11] 孙来军,胡晓光. 一种基于振动信号的高压断路器故障诊断新方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(6): 157-161.
SUN Laijun, HU Xiaoguang. A new method of fault diagnosis for high-voltage circuit breakers based on vibration signals[J]. Proceeding of the CSEE, 2006, 26(6): 157-161.
- [12] 黄建,胡晓光,巩玉楠. 基于经验模态分解的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(12): 108-113.
HUANG Jian, HU Xiaoguang, GONG Yunan. Machinery fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on empirical mode decomposition[J]. Proceeding of the CSEE, 2011, 31(12): 108-113.
- [13] 薛慧,杨仁刚. 小波包变换(WPT)频带划分特性的分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2003, 15(2): 5-8.
XUE Hui, YANG Rengang. Analysis of frequency band division of wavelet packet transform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 15(2): 5-8.
- [14] 孙来军,胡晓光. 改进的小波包-特征熵在高压断路器故障诊断中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(12): 103-108.
SUN Laijun, HU Xiaoguang. Application of improved wavelet packet-feature entropy in fault diagnosis of high-voltage circuit breakers[J]. Proceeding of the CSEE, 2007, 27(12): 103-108.
- [15] THELAIDJIA T, CHENIKHER S. A new approach of pre-processing with PSO and SVM for bearing fault diagnosis [C]//13th International Conference on Hybrid Intelligent Systems, Gammarth, Tunisia: [s.n.], 2014: 319-324.
- [16] HUANG C L, WANG C J. A GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machines[J]. Expert Systems with Applications, 2006, 31(2): 231-240.
- [17] LIU Z W, CAO H R. Multi-fault classification based on wavelet SVM with PSO algorithm to analyze vibration signals from rolling element bearings[J]. Neurocomputing, 2013(99): 399-410.
- [18] 马强,荣命哲. 基于振动信号小波包提取和短时能量分析的高压断路器合闸同期性的研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(13): 149-154.
MA Qiang, RONG Mingzhe. Study of switching synchronization of high-voltage circuit breakers based on the wavelet packets extraction algorithm and short time analysis method [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(13): 149-154.
- [19] 李恒真,谢志杨,王继锋. 基于K-S检验法和SVM的高压断路器分合闸线圈回路故障诊断[J]. 电气应用, 2016(9): 53-58.
LI Hengzhen, XIE Zhiyang, WANG Jifeng. Fault diagnosis

- of high-voltage circuit breaker closing coil circuit based on K-S test method and SVM[J]. *Electrical application*, 2016 (9): 53-58.
- [20] SILVA M S, JARDINI J A, MAGRINI L C. Determination of the circuit breaker operation times using the wavelet transform[C]//IEEE Power Engineering Society General Meeting, Denver, Co., United States: IEEE, 2004: 1214-1219.
- [21] HOU Pingyin, BAI Shijun, GE Yun. Research on expert diagnosis system for mechanical fault of high voltage circuit breaker based on fuzzy matrix and neural network[C]//CMD 2016 - International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis. Xian, China:[s.n.], 2016: 139-143.
- [22] LIU Z W, CAO H R. Multi-fault classification based on wavelet SVM with PSO algorithm to analyze vibration signals from rolling element bearings[J]. *Neurocomputing*, 2013(99): 399-410.

靳文娟(1990—),女,研究生,主要从事变压器、断路器等电力系统设备的状态监测和故障诊断方面的研究工作。

季天瑶(1984—),女,博士,教授,硕导,主要从事电力系统信号与信息处理、数学形态学、智能计算等方面的研究工作(通信作者)。

唐文虎(1974—),男,博士,教授,博导,主要从事电力设备智能化、风力发电、智能变电站、电力系统状态风险评估和计算机智能及应用等方面的研究工作。