

基于电机电流分析的万能式断路器机械故障诊断*

孙曙光¹, 赵黎媛¹, 杜太行¹, 于 晗¹, 王 岩²

(1. 河北工业大学控制科学与工程学院 天津 300130; 2. 天津市百利电气有限公司 天津 300385)

摘要:电机电流信号常用于分析电动机本身的故障问题,但对其应用于与电机相连机构的故障分析的研究较少。提出一种基于储能电机电流分析的万能式断路器操作机构故障诊断方法。首先采用 Hilbert 幅值解调法和改进的小波包阈值法相结合获取交流电流信号的包络线,以解决随机噪声干扰造成的所提取包络线粗糙的问题;然后通过包络线提取电流信号的时间量、电流流量以及峭度作为不同故障状态电流波形的特征参数;最后融合模糊聚类和量子粒子群优化的相关向量机实现对断路器正常状态、传动齿轮卡涩、储能弹簧卡涩以及脱落的4种状态的辨识。构建了基于电流分析的万能式断路器故障诊断系统,在不同工况下进行了验证,结果表明该方法能有效提取操作机构储能相关部件的故障特征,实现了对操作机构储能相关部件的故障诊断。

关键词: 万能式断路器;储能电机电流;量子粒子群;模糊聚类;相关向量机

中图分类号: TM561 TH165.3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

Diagnosis on the mechanical fault of universal circuit breaker based on motor current analysis

Sun Shuguang¹, Zhao Liyuan¹, Du Taihang¹, Yu Han¹, Wang Yan²

(1. School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2. Tianjin Benefo Electoric Co., Ltd, Tianjin 300385, China)

Abstract: The motor current signal is usually used to analyze the fault of the electrical machine. However, few research works utilize the current to diagnose the fault of the mechanism connected with the motor. A fault diagnosis method for the universal circuit breaker operating mechanism based on the energy storage motor current signal analysis is proposed. Firstly, Hilbert amplitude demodulation and improved threshold wavelet packet method are used to obtain the envelope of the AC current signal, which can solve the rough problem of the extracted envelope caused by random noise interference. Then, the time characteristics, amplitude characteristics and kurtosis of the current signal are extracted according to the envelope as the characteristic parameters of current waveforms of different states. Finally, the fuzzy clustering and Quantum Particle Swarm Optimization (QPSO)-Relevance Vector Machine (RVM) are combined to realize the classification of normal state of circuit breaker, jam fault of drive gear, jam fault and abscission of the energy storage spring. The fault diagnosis system of universal circuit breaker based on current analysis is constructed. Evaluations are conducted under different working conditions. Experimental results show that the proposed method can effectively extract the fault features of the circuit breaker operating mechanism and realizes the diagnosis of the conventional circuit breaker operating mechanism fault.

Keywords: universal circuit breaker; energy storage motor current; quantum particle swarm optimization (QPSO); fuzzy clustering; relevance vector machine (RVM)

1 引言

万能式断路器是低压大电流断路器,广泛应用在低压配电系统中总进线处或重要设备处。操作机构作为断路器重要的组成部分,其动态特性是决定断路器动作可靠性的关键因素^[1-3]。操作机构一旦发生故障,轻则储能不畅、分合闸速度下降,导致断路器动作性能下降;重则出现误动或者拒动故障,以至于造成严重事故。因此,有必要针对万能式断路器操作机构的运行状态进行监测以及故障诊断。

当前,大部分研究人员主要针对高压断路器故障诊断技术进行研究^[2],并且由于振动与声音检测方法无须与断路器电气连接,可实现对断路器状态的非侵入式监测,所以基于振动与声音的监测是断路器机械状态的主流监测手段^[3-7]。虽然振声诊断方法的检测效果较为理想,但其弊端也较显著。振动信号对传感器的安装位置很敏感,且易受机械谐振的影响;声音信号在实际的工作环境中,易受工业噪声的影响,诊断效果不佳;为了克服振声监测的这些缺点,将储能电机电流信号监测作为断路器机械故障的无创诊断方法,其优势在于电流信号容易获取,不会对断路器的正常运行产生干扰,而且摆脱了只能从机械角度进行断路器故障诊断的束缚。

电机电流信号分析(motor current signal analysis, MCSA)法是一种利用电机定子电流信号的特征来分析相应故障的方法,已成功应用于检测电机本体故障,如对电机定子、转子和气隙磁通不对称等故障进行诊断^[8-11]。虽然MCSA法在检测电机所驱动的设备上不及电机本体故障方面的应用广泛,但由于传动系统故障时产生的波动转矩可很好地反映在电机定子电流中^[12-13],该检测方法逐渐成为研究热点。文献[2]推导并验证了GW6H-252型隔离开关的分合闸电机电流与操作机构输出力矩之间存在二次函数关系,测试验证了隔离开关机械故障情况下的电机电流信号存在畸变现象;文献[14]将电机电流信号的调制信号双谱波峰的变化作为评判故障状态的依据,实现对电机所驱动的齿轮箱故障的监测;文献[15]通过分析主轴电机电流信号的时频特性来提取相关特征,实现对机床切削加工中刀具失效的判断。这些以电机电流作为信号来源的检测方法所提取的特征主要为时频域的特征,而对于故障识别的方法,随着人工智能的发展,常采用神经网络(neural network, NN)^[5]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[4,7]等。NN具有一定的抗噪声和泛化能力,但是分类器训练需要较多样本,且存在局部收敛问题。近年来,SVM为解决小样本、高维数、非线性等问题提供了新的思路,得到广泛应用^[3,4],但该算法有规则化系数确定困难、预测结果不具

有统计意义、核函数受 Mercer 条件限制等固有局限。相关向量机(relevance vector machine, RVM)可以有效弥补上述缺陷,还能以概率形式输出结果,更加具备实用性,采用RVM作为模式分类器,可有效提高故障识别率^[16]。虽然RVM仅需选择核函数参数,但其分类结果对核参数依然敏感,并且根据经验知识确定的二叉树拓扑结构没有反映出实际故障样本的特性,不利于故障类别的正确识别。

针对上述问题,本文将MCSA法进一步推广应用到低压万能式断路器操作机构故障诊断,同时优化故障诊断模型。对于储能电机电流的交流形式,在降噪的电流信号基础上,利用Hilbert幅值解调法提取信号的包络线,并采用改进的小波包阈值法对包络线降噪,从而精确获取平滑的包络线,以提取电流量、时间节点以及峭度特征,并采用融合模糊聚类和量子粒子群优化(quantum particle swarm optimization, QPSO)的相关向量机构建完全二叉树分类器,实现对万能式断路器操作机构故障的分类。

2 电流信号预处理

2.1 储能电流分析

在电动操作机构中,电机通过传动齿轮拉伸储能弹簧做功,储存分合闸所需能量。储能电机的动态方程为^[17]:

$$u_a = R_a i_a + L_a \frac{di_a}{dt} + Cw \quad (1)$$

$$Ci_a = J \frac{dw}{dt} + T_L + R_w w \quad (2)$$

式中: C 为电机常数,具体为 $C = \frac{pN\Phi}{2\pi a}$, u_a 为电枢电压, R_a 为电枢电阻, i_a 为电枢绕组中的电流, L_a 为电枢电感, w 为转子角速度, J 为电机转子及负载的转动惯量, T_L 为负载力矩, R_w 为旋转阻力系数, p 为电机的极对数, N 为电枢绕组有效导体数, Φ 为每极磁通, a 为支路对数。

由式(1)和(2)的电压和转矩方程分析,储能电机的电流信号不仅与自身参数有关,负载特性的改变也能反映到电流信号中。以DW15-1600万能式断路器为研究对象,其储能电机为磁阻同步电动机,额定电压为AC380 V,起动转矩不小于 $8 \text{ N} \cdot \text{m}$,转速为 750 r/min 。采集其电流的故障检测实验系统如图1所示。

实验系统中工控机通过PCL720+发出断路器动作指令,PCL-818HD完成数据采集功能,其中数据采集卡的采样频率设置为 20 kHz ,而工控机中的测试软件采用LabVIEW与MATLAB混合编程实现,解决复杂数据的在线处理问题。考虑到工业现场的用电环境,由霍尔电流

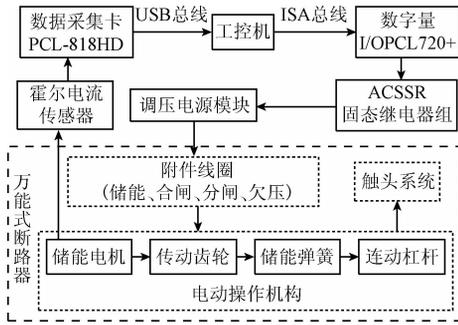


图1 基于储能电流的操作机构故障检测系统

Fig.1 Fault detection system of operating mechanism based on storage current

传感器所测得的储能电机电流信号,需经中值滤波算法平滑脉冲噪声,并结合集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)阈值去噪法剔除掉电流信号中存在的白噪声干扰^[18],即按照通用阈值函数对模态分量作软阈值处理。图2所示为正常状态下所采集电机电流信号的去噪效果。

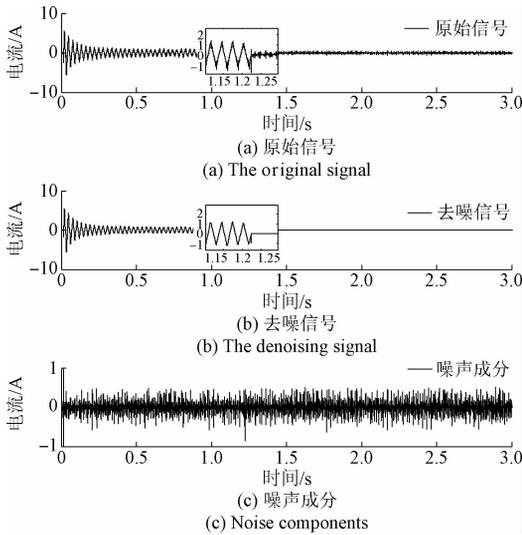


图2 电机电流去噪效果

Fig.2 Denoising results of motor current signal

由图2的放大窗口可以更好地对比去噪效果,可看出中值滤波和EEMD阈值去噪的联合保证了实际工程中噪声的滤除要求。操作机构正常与故障状态下,消除噪声后的储能电流波形如图3所示。

通过分析图3所示电机电流信号,可知,断路器操作机构正常状态下,储能电机的瞬时启动电流为5.654 A,电流从电机刚启动时的冲击状态到回落的启动时间约为0.2 s,断路器的储能动作历时为1.3 s,储能弹簧到位后,

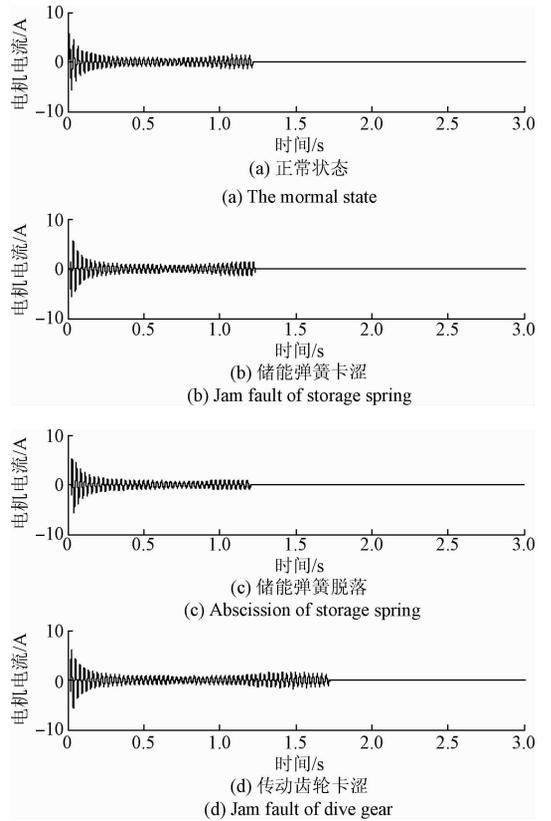


图3 不同状态的电机电流

Fig.3 Motor current signals of different states

限位开关动作,切断储能电机电源。断路器每次储能的持续时间应保持相对稳定,若时间特性异常,则表明断路器储能异常。断路器储能弹簧卡涩时的储能持续时间虽改变不明显,但电机平稳运行时电流信号的幅值有所上升;而储能弹簧脱落时,电机的启动电流虽变化较小,但运行总时间和平稳运行幅值有所下降;传动齿轮卡涩状态下的电流信号不仅在电机平稳运行的后期幅值有所上升,而且储能的持续时间有明显的变化。

2.2 电流信号包络线的提取

储能过程中,随着储能弹簧的拉伸,负载增大,在电机平稳运行的过程中,电流信号出现了多个峰值。为更好地提取电流信号的特征,需对信号波形的包络线进行提取。常用的包络线提取方法有检波滤波法、全波整流法、复调制法、希尔伯特变换法。在实际应用中,包络提取算法一般需要与滤波器配合使用。由于Hilbert幅值解调法简单有效且多用于工程应用,故文中选用该方法提取包络。

Hilbert幅值解调法的原理简述如下。

设储能电流信号为 $x(t)$,其希尔伯特变换可定义为^[19]:

$$\hat{x}(t) = H[x(t)] = x(t) \otimes \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(f)}{t-f} df \quad (3)$$

式中: f 为与时间 t 区别的时间位移。以 $x(t)$ 为实部, $\hat{x}(t)$ 为虚部构造一个解析信号:

$$x_a(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = |x_a(t)| e^{j\theta(t)} \quad (4)$$

$$|x_a(t)| = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)} \quad (5)$$

式中: $\theta(t) = \arctan\{\hat{x}(t)/x(t)\}$ 为信号相位, 而 $|x_a(t)|$ 即为电流信号 $x(t)$ 的幅值包络。由 Hilbert 变换所提的包络线可更好保留原始信号的局部特性。

以断路器正常状态下的储能电流为例, 其 Hilbert 包络线如图 4 所示。

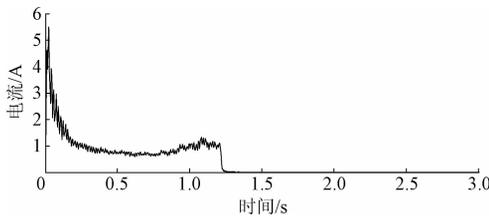


图4 Hilbert 包络线

Fig. 4 Hilbert envelope waveform

2.3 包络分析中噪声的剔除

由于电流信号易受白噪声的干扰, Hilbert 幅值解调法所提取的信号包络很粗糙^[19]。含噪信号经小波包变换后, 噪声能量散布于整个小波域, 而有用信号能量集中于一些大的小波分解系数。因此, 可对小波系数阈值量化处理, 重构信号即可达到有用信号和噪声分离的目的。

具体的基于改进阈值的小波包降噪步骤如下:

1) 选取合适的小波基和分解层数对含噪电流信号进行小波包分解;

2) 选取合适的变化函数对小波分解系数进行阈值量化处理, 得到相应的小波系数;

3) 将处理后的小波系数反变换, 重构去噪后的信号。

其中, 步骤 2) 的阈值量化处理过程中, 利用 Donoho 等提出的通用阈值公式获取阈值 λ 后, 为克服直接选用软、硬阈值函数所带来的伪吉布斯、边缘模糊等失真现象^[20], 采用软硬阈值的折中方法, 阈值函数为^[21]:

$$\hat{W}_{j,i} = \begin{cases} \beta W_{j,i} + (1 - \beta)(|W_{j,i}| - \lambda) \operatorname{sgn} W_{j,i}, & |W_{j,i}| \geq \lambda \\ 0, & |W_{j,i}| < \lambda \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\hat{W}_{j,i}$ 为经阈值函数处理后的小波系数, $W_{j,i}$ 为处理之前的小波系数。 β 为调节系数, 取值范围为 $0 \leq \beta \leq 1$, 当 β 为 0 和 1 时, 式(6)分别为软、硬阈值函数。

同样以断路器正常状态为例, 选取小波基 db25 (Daubechies 小波)、分解层数为 3 以及调节系数 β 为 0.3, 利用改进的小波包阈值法去除包络分析中的噪声, 经阈值处理的小波系数重构结果如图 5 所示。

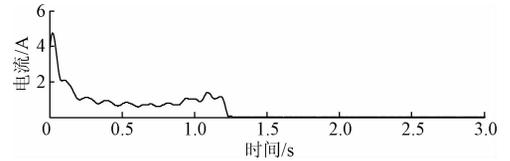


图5 降噪后的 Hilbert 包络线

Fig. 5 De-noised Hilbert envelope

由图 5 可见, 采用改进的小波包阈值算法, 可有效滤除噪声干扰, 获得清晰的包络轮廓, 提高了包络提取的精度。

3 特征提取及有效性分析

以万能式断路器 DW15-1600 为研究对象, 人为进行故障模拟。采用硬铁丝固定不同长度的储能弹簧, 将木楔置于传动齿轮之间, 从而模拟了断路器不同程度的储能弹簧锈蚀与传动齿轮卡涩状态, 以模拟不同工况下的断路器机械故障。由于弹簧脱落发生概率较小且较为极端, 故仅模拟了一根弹簧脱落情况。

3.1 信号特征量提取

在断路器的储能过程中, 当储能弹簧与传动齿轮发生卡涩故障时, 电机电流的幅值和时间会发生相应的变化。因此, 本文通过电流信号的包络线来提取电流的特征参数: 时间量和电流量, 即提取电机的启动电流, 电机平稳运行时电流包络的最值及其所对应的时刻, 电机运行总时间以及包络线的峭度。

其中, 电流包络的峭度为描述包络线尖峰度的参数, 对电流信号中的冲击成分十分敏感, 能更好地反映不同工况下操作机构的故障情况。

$$K = \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{x - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 p(x) dx \quad (7)$$

式中, x 为电流信号的瞬时幅值, \bar{x} 为电流均值, $p(x)$ 为概率密度, σ 为信号标准差。

针对操作机构的传动齿轮和储能弹簧这两个关键部件, 主要模拟试验了操作机构的卡涩故障。图 6 所示为正常、传动齿轮卡涩以及弹簧卡涩状态及脱落下典型信号的时间与幅值特征。

本文利用断路器储能电流包络的幅值、时间节点以及峭度信息作为分析操作机构故障的特征量, 来构造断路器操作机构故障诊断模型所需向量序列, 表 1 所示为部分实验数据的特征序列, 分别将正常、传动齿轮卡涩、

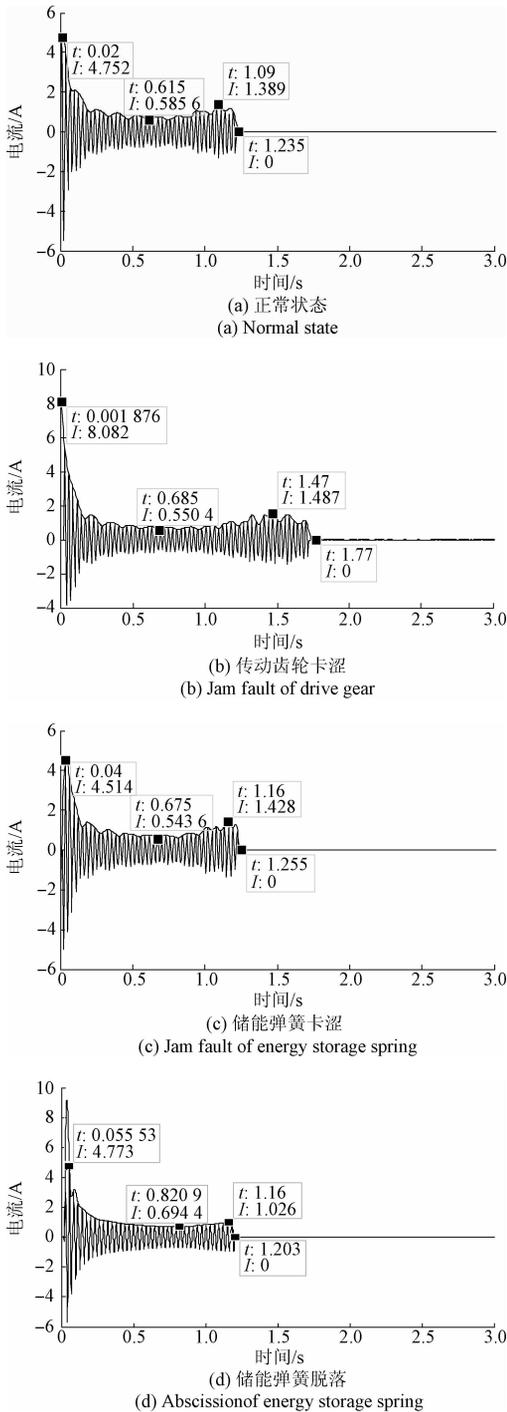


图6 电流信号包络线的特征点

Fig. 6 Feature points of current signal envelope

储能弹簧卡涩、弹簧脱落状态记为类1~4,其中 I_1 表示电机启动时电流最大值, t_1 表示电机运行的总时间, I_2 、 I_3 、 t_2 、 t_3 分别表示电机平稳运行时的最小值和最大值及其对应的时刻, K 为包络线峭度。

表1 部分实验数据特征

Table 1 Characteristics of partial experimental data

I_1/A	I_2/A	I_3/A	t_1/s	t_2/s	t_3/s	K	类
4.752	0.586	1.389	1.235	0.615	1.090	42.172	1
5.028	0.593	1.337	1.310	0.602	1.116	39.632	1
4.657	0.571	1.352	1.271	0.630	1.121	37.949	1
8.082	0.550	1.487	1.770	0.685	1.470	89.731	2
7.460	0.537	1.492	1.690	0.741	1.505	85.418	2
7.159	0.499	1.410	1.819	0.715	1.537	105.974	2
4.514	0.544	1.428	1.255	0.675	1.160	66.276	3
4.992	0.529	1.511	1.293	0.704	1.201	62.813	3
4.782	0.601	1.429	1.304	0.713	1.239	68.743	3
4.773	0.694	1.026	1.203	0.821	1.160	21.337	4
4.551	0.621	1.119	1.211	0.809	1.173	19.264	4
4.691	0.572	1.127	1.215	0.878	1.185	17.033	4

3.2 特征量提取的有效性分析

对于万能式断路器储能电流特征量提取的有效性分析是开展断路器操作机构故障诊断的基础。而模糊聚类作为非监督学习方法,其主要思想就是将特征集中的每一个特征向量,按照同一类特征向量所具有的相似性分隔成不同的类。因此,通过对正常状态、传动齿轮卡涩、储能弹簧卡涩及弹簧脱落等4种状态下万能式断路器储能电流特征量的模糊聚类识别,可验证所提取特征的有效性。

模糊聚类的基本思路是将每一个特征向量按照一定的隶属度,划分为某一聚类的中心^[22]。设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为特征集,特征集中特征向量的长度为 p , n 为特征向量个数。将 X 分为 c 类,则各特征向量将以某一程度隶属于不同的 c 个类别,以 u_{ij} 表示 X 的第 j 个特征向量属于第 i 类的隶属度,得到 $U_{c \times n}$ 隶属度矩阵。其中, $U_{c \times n} = \{u_{ij}\}$, $u_{ij} \in [0, 1]$, 且 u_{ij} 还需满足一下约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \\ \sum_{j=1}^n u_{ij} \in (0, n) \end{cases} \quad (8)$$

进而有式(9)目标函数的成立。

$$\min J_{fcm}(U, V) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2(x_j, v_i) \quad (9)$$

式中: V 为聚类中心, v_i 为第 i 类的聚类中心, m 为模糊加权指数,常取 $m = 2$, $d_{ij}(x_j, v_i)$ 表示特征向量 x_j 到聚类中心 v_i 的欧式距离。利用迭代法不断修正 U 和 V 中的值,最终得到最优聚类中心 $V = \{v_i\}$ 和隶属度矩阵 $U_{c \times n} = \{u_{ij}\}$ 。

因此,可将表1所示的每行特征序列作为特征向量,即形成 12×7 的特征向量矩阵 \mathbf{X} ,其中 \mathbf{X} 中特征向量的顺序与表中的特征序列一致。模糊聚类的输入为 \mathbf{X} ,聚

类数目 $c = 4$,模糊加权指数 $m = 2$,迭代中止因子为 10^{-5} ,最大迭代次数为50。此时得到的4类特征数据的聚类中心 \mathbf{V} 和隶属度矩阵 \mathbf{U} 如式(10)、(11)所示。

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} 4.8163 & 0.5834 & 1.3591 & 1.2728 & 0.6156 & 1.1094 & 39.9461 \\ 7.6079 & 0.5298 & 1.4634 & 1.7635 & 0.7104 & 1.5015 & 93.8014 \\ 4.6709 & 0.6287 & 1.0911 & 1.2098 & 0.8358 & 1.1728 & 19.2208 \\ 4.7840 & 0.5579 & 1.4551 & 1.2881 & 0.6973 & 1.2027 & 66.2401 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} 0.9805 & 0.9994 & 0.9826 & 0.0065 & 0.0296 & 0.0274 & 0.0001 & 0.0217 & 0.0074 & 0.0128 & 0.0090 & 0.0000 \\ 0.0018 & 0.0000 & 0.0013 & 0.9616 & 0.8716 & 0.8082 & 0.0001 & 0.0117 & 0.0097 & 0.0008 & 0.0008 & 0.0000 \\ 0.0092 & 0.0003 & 0.0112 & 0.0032 & 0.0172 & 0.0129 & 0.0000 & 0.0060 & 0.0025 & 0.9842 & 0.9882 & 0.9999 \\ 0.0084 & 0.0002 & 0.0049 & 0.0287 & 0.0816 & 0.1515 & 0.9997 & 0.9607 & 0.9804 & 0.0022 & 0.0020 & 0.0000 \end{bmatrix} \quad (11)$$

隶属度矩阵 \mathbf{U} 的行号与所属类别对应,列号与特征向量的顺序编号对应,即 \mathbf{U} 中的第1~12列与表1中的第1~12行的顺序一一对应。 \mathbf{U} 中的每个数据表示特征向量对应于所在行号类别的隶属度,故隶属度矩阵每一列中最大数据所在的行即为特征向量所对应的类别。由矩阵 \mathbf{U} 可知,第1~3列的最大值同在第一行,故表1的第1~3个特征数据属于同一类别。同理,第4~6、7~9、10~12列的最大值分别处在不同的行,且同一类的特征向量的隶属度最大值出现在相同的行,与实际的状态类别一致,验证了所提取的特征数据有效,能够正确地区分操作机构不同的机械状态。

sigmoid $\sigma(y) = 1/(1 + e^{-y})$ 引入分类模型中,假设 $P(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega})$ 服从贝努利分布,这里的分类问题不包含噪声变量 σ^2 ,得到似然估计概率:

$$P(\mathbf{t}|\boldsymbol{\omega}) = \prod_{i=1}^n \sigma\{y(x_i;\boldsymbol{\omega})\}^{t_i} [1 - \sigma\{y(x_i;\boldsymbol{\omega})\}]^{1-t_i} \quad (13)$$

在贝叶斯框架下,通过极大似然法可以获得权值,为了克服过学习的缺陷,这里的 $\boldsymbol{\omega}$ 服从高斯先验分布,即 $N(\boldsymbol{\omega}_i|0,\boldsymbol{\eta}_i^{-1})$ 为每个权值定义了约束参数以实现光滑模型:

$$P(\boldsymbol{\omega}|\boldsymbol{\eta}) = \prod_{i=0}^n N(\boldsymbol{\omega}_i|0,\boldsymbol{\eta}_i^{-1}) \quad (14)$$

式中: $\boldsymbol{\eta} = (\boldsymbol{\eta}_0, \boldsymbol{\eta}_1, \dots, \boldsymbol{\eta}_n)^T$ 是 $n+1$ 维超参数,对每个权值引入超参数,从而产生稀疏概率模型。

单一相关向量机仅能实现数据的二分类,而要解决多分类问题还需建立分类器的二叉树模型。由于二叉树的拓扑结构影响着分类模型的性能,为获得最优完全二叉树,同样可利用模糊聚类来反映各类样本间的相似性和关联性。通过模糊聚类使相似的类聚集在一起,并根据隶属度矩阵来建立二叉树结构,可最大限度地减少误差累积,提高识别准确率。

按照上节中的模糊聚类分析过程,此时仅需将聚类数目 c 改为2,其余参数均保持不变,可得出所需的隶属度矩阵 \mathbf{U}_{tree} 如式(15)所示。

4 相关向量机优化及故障识别

4.1 完全二叉树相关向量机分类器的建立

相关向量机是一种基于贝叶斯定理和马尔可夫性质的稀疏概率模型^[23],对于给定数据的特征序列为 $\{x_i\}_{i=1}^n$,类别标签序列为 $\{t_i\}_{i=1}^n$, ($i = 1, 2, \dots, n$)。RVM的分类函数模型定义为:

$$y(\mathbf{x}, \boldsymbol{\omega}) = \sum_{i=1}^n \omega_i K(\mathbf{x}, x_i) + \omega_0 \quad (12)$$

式中: \mathbf{x} 为输入的特征序列集, n 是序列个数, ω_i 是模型对应的权重, $K(\mathbf{x}, x_i)$ 是核函数。将S函数(logistic

$$\mathbf{U}_{tree} = \begin{bmatrix} 0.0894 & 0.0517 & 0.0333 & 0.9796 & 0.9045 & 0.9940 & 0.8528 & 0.7597 & 0.9044 & 0.0201 & 0.0386 & 0.0286 \\ 0.9106 & 0.9483 & 0.9667 & 0.0204 & 0.0955 & 0.0060 & 0.1472 & 0.2403 & 0.0956 & 0.9799 & 0.9614 & 0.9714 \end{bmatrix} \quad (15)$$

分析以上隶属度矩阵,可得出特征集 \mathbf{X} 中的1~3和10~12所属的类别更相近,4~9所属的类别更类似,即

正常状态与弹簧脱落相近,传动齿轮卡涩与储能弹簧卡涩相近,从而得出图7所示的完全二叉树。

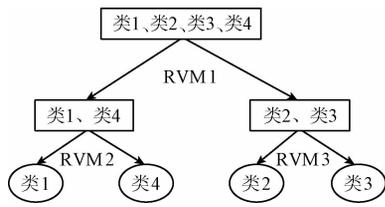


图7 基于RVM的完全二叉树多分类模型
Fig.7 Classification model of RVM based complete binary tree

4.2 QPSO 优化 RVM 分类模型

基于RVM多分类模型包含3个分类器,故有3个核函数参数需要设置。由于核参数人为经验的选取易导致诊断结果不精确,所以本文利用量子粒子群优化RVM的训练过程,获得核参数的最优值。

QPSO相较于标准粒子群优化算法,由于QPSO算法中的粒子在量子空间移动时没有确定的轨迹,可自由在可行解空间寻优,从而保证了更好的全局收敛^[24],QPSO对RVM分类模型的寻优实现步骤如下:

- 1) 确定RVM多分类模型的拓扑结构;
- 2) 在解空间中初始化一组粒子,其中种群规模为15,粒子的维数为3,最大迭代次数为50,并赋其为个体最好位置;
- 3) 根据适应度函数即K-折交叉验证识别率,其中折数K设置为10,计算粒子当前位置的适应度值,并根据适应度值更新粒子的个体最好位置和全局最好位置;
- 4) 根据粒子的进化方程计算得到粒子的新位置^[25];
- 5) 迭代更新满足结束条件时退出,此时的粒子位置即为RVM的最优核参数。

基于上述研究方案,本文在万能式断路器DW15-1600上进行了验证。万能式断路器的每种机械状态分别做30组,共120组实验并提取电流包络的特征量。为避免训练数据的偏斜问题,随机选取每种机械状态中的20组用于分类模型的训练及参数优化。此时,RVM₁、RVM₂、RVM₃的核参数依次为5.64、2.21、3.57。采用剩余的样本,即剩余40组特征用于分类器的测试,分类情况如表2所示。

表2 部分实验数据特征

Table 2 Characteristics of partial experimental data

测试样本	诊断结果				准确率/%
	正常	齿轮卡涩	弹簧卡涩	弹簧脱落	
正常	9	0	1	0	90
齿轮卡涩	0	10	0	0	100
弹簧卡涩	1	1	8	0	80
弹簧脱落	0	0	0	10	100

测试结果中分类正确的样本有37个,总体的正确率为92.5%,可有效实现对万能式断路器操作机构的故障诊断。其中,易分错的故障类型为弹簧卡涩故障,其原因在于弹簧卡涩受到不同工况的影响,从而出现储能弹簧的轻微卡涩更倾向于正常状态,而所模拟的储能弹簧严重卡涩更倾向于齿轮卡涩造成的故障状况,但整体上识别模型能够对常见工况下的弹簧卡涩故障正确分类。

4.3 不同识别方法诊断结果比较

为评估本文故障诊断模型的识别效果,分别在不同的二叉树结构、核参数设定条件下进行测试。其中,首先按照图7的二叉树依次构建表3所示的两种节点训练样本不同的完全二叉树层次结构;其次,构建了一种次序二叉树,以更好对比说明。

表3 二叉树的层次结构

Table 3 Hierarchy construction of binary tree

节点顺序	完全二叉树1	完全二叉树2	次序二叉树
节点1	{类1,类2},	{类1,类3},	{类1},
	{类3,类4}	{类2,类4}	{类2,类3,类4}
节点2	{类1},	{类1},	{类2},
	{类2}	{类3}	{类3,类4}
节点3	{类3},	{类2},	{类3},
	{类4}	{类4}	{类4}

利用表3所建立的不同二叉树拓扑结构,分别测试基于不同二叉树的RVM以及融合QPSO的RVM识别模型,并与QPSO优化的SVM识别方法进行比较。为评估诊断模型的有效性,训练样本以及测试样本均采用同一数据集,同一特征参数进行诊断,其中每个节点的RVM人为经验设定的核参数 $\delta = 2.0$,各诊断模型的诊断结果如表4所示。

表4 不同诊断方法的正确率对比

Table 4 Accuracy rate comparison of different diagnosis methods (%)

二叉树层次结构	diagnosis methods (%)		
	RVM 模型		SVM 模型
	QPSO	$\delta = 2.0$	QPSO
本文二叉树	92.5	85.0	87.5
完全二叉树1	87.5	80.0	82.5
完全二叉树2	87.5	82.5	82.5
次序二叉树	77.5	75.0	77.5

由表4可以得出,整体上基于RVM的诊断模型的识别效果优于基于SVM的诊断模型。具体分析在相同的模型条件下,二叉树层次结构的不同影响着诊断结果,即完全二叉树的识别模型整体上优于次序二叉树模型的诊断结果,而由各类的聚类中心采用分裂层次法生成的完全二叉树模型识别率最好。原因在于:次序二叉树的树

型结构深度最大,二叉树根节点处的分类错误会导致整个分类器较高的错误积累;而模糊聚类算法使相似的类聚集在一起,由此所建立的完全二叉树结构在诊断时保证了上层节点分类器诊断的准确性,减少了误差累积,从而提高诊断的准确率。而在相同的二叉树结构下,引入QPSO优化的RVM算法优于单一人为经验设定参数的RVM算法的诊断效果,QPSO能很好地解决全局优化问题并且收敛速度快,可以有效地搜索全局最优核参数值,保证了诊断模型的准确性与可靠性。

5 结 论

储能电机的电流信号中蕴含了操作机构的机械状态信息,利用电流信号的包络线特征能有效表征万能式断路器的故障状态。提出一种基于储能电机电流分析的低压断路器操作机构故障诊断新方法。利用中值滤波与EEMD阈值去噪法相结合,有效去除工业现场的噪声干扰,利用模糊聚类算法,验证了电流包络特征量的有效性,并为后续分类器的二叉树建立提供依据。对不同工况下的断路器故障进行了实验,故障识别率较为理想,验证了该方法的有效性。该模型具有较好的实用价值,为实现断路器操作机构非侵入式的故障诊断提供了一种新的参考。

参考文献

- [1] 周仙娥,史芳颖,康子雄,等. 断路器用液压操动机构储能碟簧的可靠性研究[J]. 高压电器, 2015, 51(1): 98-104.
ZHOU X ER, SHI F Y, KANG Z X, et al. Reliability research of storage disc springs of hydraulic operating mechanism for circuit breaker [J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(1): 98-104.
- [2] 邱志斌,阮江军,黄道春,等. 基于电机电流检测的高压隔离开关机械故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3459-3466.
QIU ZH B, RUAN J J, HUANG D CH, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage disconnecter based on motor current detection [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3459-3466.
- [3] 黄南天,张书鑫,蔡国伟,等. 采用EWT和OCSVM的高压断路器机械故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(12): 2773-2781.
HUANG N T, ZHANG SH X, CAI G W, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage circuit breakers utilizing empirical wavelet transform and one-class support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(12): 2773-2781.
- [4] 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 SH T, ZHANG P, SHEN L, 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.

- [5] 缪希仁,吴晓梅,石敦义,等. 采用HHT振动分析的低压断路器合闸同期辨识[J]. 电工技术学报, 2014, 29(11): 154-161.

MIAO X R, WU X M, SHI D Y, et al. Switching synchronism identification of low voltage circuit breaker utilizing HHT analysis to vibration signal [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(11): 154-161.

- [6] LEONG J H, ZHU Z Q. Acoustic noise and vibration of direct-torque-controlled permanent magnet brushless DC drives [C]. IET International Conference on Power Electronics, Machines and Drives, 2012: 1-6.

- [7] 张佩,赵书涛,申路,等. 基于改进EEMD的高压断路器振声联合故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(8): 77-81.

ZHANG P, ZHAO SH T, SHEN L, et al. Research on vibration and acoustic joint mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on improved EEMD[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(8): 77-81.

- [8] BELLINI A, FILIPPETTI F, TASSONI C, et al. Advances in diagnostic techniques for induction machines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(12): 4109-4126.

- [9] STOPA M M, FILHO B J C, LAGE B L O. An evaluation of the MCSA method when applied to detect faults in motor driven loads[C]. 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, 2010: 760-765.

- [10] 贾朱植,徐建英,宋向金,等. 鼠笼电机转子断条故障的定子电流信号平方解调分析诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(9): 2097-2103.

JIA ZH ZH, XU J Y, SONG X J, et al. Square stator current demodulation analysis diagnosis method for broken rotor bar fault of squirrel cage motor[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(9): 2097-2103.

- [11] SOUALHI A, CLERC G, RAZIK H. Detection and diagnosis of faults in induction Motor Using an Improved Artificial Ant Clustering Technique [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(9): 4053-4062.

- [12] MOHANTY A R, KAR C. Fault detection in a multistage gearbox by demodulation of motor current waveform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2006, 53(4): 1285-1297.

- [13] BOGIATZIDIS I X, SAFACAS A N, MITRONIKAS E D. Detection of backlash phenomena appearing in a single cement kiln drive using the current and the electromagnetic torque signature [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(8): 3441-3453.
- [14] 陈峙, 王铁, 谷丰收, 等. 基于电动机电流信号双谱分析的齿轮传动故障诊断[J]. 机械工程学报, 2012, 48(21): 84-90.
CHEN ZH, WANG T, GU F SH, et al. Gear transmission fault diagnosis based on the bispectrum analysis of Induction Motor Current Signatures [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(21): 84-90.
- [15] 俞宜洋. 基于主轴电机电流信号的刀齿失效监测方法研究及实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.
YU Y Y. Research and implementation of tooth failure monitoring based on spindle motor current [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
- [16] 吴坤, 康建设, 池阔. 基于改进多分类算法和相关向量机的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(9): 3011-3017.
WU K, KANG J SH, CHI K. Fault diagnosis method of power transformers using improved multi-class classification algorithm and relevance vector machine [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(9): 3011-3017.
- [17] 班方圆, 曹志敏. 基于灰色预测控制的电动舵机控制仿真研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(1): 91-94.
BAN F Y, CAO ZH M. Simulation research of electric servo actuator based on gray prediction control [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(1): 91-94.
- [18] 焦彦军, 胡春. 基于改进 EEMD 方法的数字滤波器[J]. 电力自动化设备, 2011, 31(11): 64-68.
JIAO Y J, HU CH. Digital filter based on improved EEMD method [J]. Electric Power Automation Equipment, 2011, 31(11): 64-68.
- [19] 许童羽, 朴在林, 陈春玲. 希尔伯特变换与小波去噪提高暂态电能质量扰动检测与定位精度[J]. 农业工程学报, 2012, 28(19): 150-155.
XU T Y, PIAO Z L, CHEN CH L. Improving detection and location accuracy for transient power quality disturbance based on HHT and wavelet denoising [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(19): 150-155.
- [20] DONOHO D L, JOHNSTONE J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage [J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [21] 周静, 陈允平, 周策, 等. 小波系数软硬阈值折中方
- 法在故障定位消噪中的应用[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(1): 65-68.
- ZHOU J, CHEN Y P, ZHOU C, et al. The application of de-noise based on compromise algorithm between soft-thresholding and hard-thresholding of wavelet coefficient for fault location [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(1): 65-68.
- [22] 赵文杰, 吕猛. 基于多 LS-SVM 集成模型的锅炉 NOx 排放量建模 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1037-1044.
ZHAO W J, LV M. NOx emission modeling of coal-fired boiler based on multi LS-SVM ensemble model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7): 1037-1044.
- [23] SMOLA A. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine [J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 1(3): 211-244.
- [24] SUN J, XU W, FENG B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization [C]. Proceedings of the IEEE Congress on Cybernetics and Intelligent Systems. Singapore, 2004: 111-116.
- [25] 潘再平, 张震, 潘晓弘. 基于 QPSO 算法的电力变压器优化设计 [J]. 电工技术学报, 2013, 28(11): 42-47.
PAN Z P, ZHANG ZH, PAN X H. Optimal design of power transformers using quantum-behaved particle swarm optimization [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(11): 42-47.

作者简介



孙曙光(通讯作者), 分别在 2002 年、2005 年和 2009 年于河北工业大学获得学士、硕士和博士学位, 现为河北工业大学副教授, 主要研究方向为电器检测与试验。

E-mail: sunshuguang_2000@163.com

Sun Shuguang (Corresponding author)

received his B. Sc. degree in 2002, M. Sc. degree in 2005 and Ph. D. degree in 2009 all from Hebei University of Technology. Now, he is an associate professor in Hebei University of Technology. His main research interests include apparatus detection and test.



赵黎媛, 2014 年于河北工业大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 研究方向为计算机智能控制与应用。

E-mail: yuane_zhao@126.com

Zhao Liyuan received her B. Sc. degree

from Hebei University of Technology. Now, she is a master candidate in Hebei University of Technology. Her research interests include computer intelligent control and engineering application.