

基于小波包能量的断路器操作机构缺陷诊断技术研究

叶昱媛¹, 沙浩源¹, 梁君涵¹, 郑建勇¹, 戴永正², 顾宇锋²

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 江苏南瑞泰事达电气有限公司, 江苏 泰州 225300)

摘要:文中针对因分合闸线圈电流特征值提取不准确造成诊断结果不准确,当前断路器操作机构缺陷严重程度诊断方法缺失的问题,提出了一种以小波包能量为特征值、支持向量机为诊断算法的断路器弹簧操作机构缺陷诊断方法,同时利用特征数据对其劣化趋势进行了深入探索。通过对断路器的正常运行、控制回路线圈老化及铁心卡涩等数据的分析,验证了该方法的可行性。

关键词:缺陷诊断; 断路器操作机构; 小波包能量; 主成分分析; 支持向量机

中图分类号: TM561

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2018)04-0071-07

0 引言

断路器以其庞大的数量、广泛的运用范围,及在电力系统中通断负荷、切除故障的控制与保护功能,成为了电网中不可或缺的重要组成部分。因此,研究断路器机械状态特征提取技术、机械故障(缺陷)诊断方法,对于规避断路器各类事故的意义重大。

传统的机械故障(缺陷)诊断技术包括基于解析模型的方法、时域频域分析方法、多元统计方法和基于知识的方法等^[1-6]。在监测故障的主要信号的选择上,有振动信号^[7-8]、分合闸线圈电流^[9-10]、触头位移或主轴转角^[11-12]和电力设备图像^[13]等。其中,分合闸线圈电流作为涵盖断路器在操作过程关键特征的重要标志信号,不仅监测方便,且相较其他几种信号,其包含的断路器操作机构信息较为全面,通过该信号可识别的故障类型较为广泛,如:操作机构中控制回路故障、铁心卡涩、线圈老化等;同时该信号对操作机构的缺陷变化趋势也较为敏感,所以采用分合闸线圈电流作为本文的主要监测量。

目前基于分合闸线圈电流的特征提取与故障诊断多是通过智能算法实现,具体的提取途径与诊断方法分别有:文献[14]选择先采用小波分析识别突变点,再利用时域求极值点的数学方法提取监测信号中所需的特征信息,最终送入故障分类树中进行故障类型的判定;文献[15]提出的特征提取方法

则基于样条插值和多尺度线性拟合,通过特征曲线图将提取出的待检特征信息与同方法提取出的正常特征对比,得出判定结果;文献[16]运用灰色关联分析法,通过构造参考向量和比较向量,得出向量间的关联强弱并排序,实现对高压断路器机械故障的有效诊断。以上研究成果均已算例验证可用并存在一定的理论价值与实践价值,但随着科技的进步,断路器类型繁多,其特征提取方法多是针对于特定型号的断路器,诊断方法不具有普适性,无法满足各类型断路器的状态监测。同时,近年来操作机构作为断路器中机械故障率最高的部件,是状态监测的重点对象,而状态监测的目的,不仅是对机械缺陷与故障的精确判断,更应该重视对缺陷状态变化的趋势与程度的反应与识别,因此针对断路器操作机构缺陷的严重程度判断与故障(缺陷)诊断方法长期以来都是难以解决与优化的重要问题。

为此,文中以分合闸线圈电流为监测信号、小波包能量为特征量、支持向量机为智能诊断算法,构建针对断路器弹簧操作机构的缺陷诊断模型:第一步,粗提取监测到的电流信号,筛选出具有显著特征的波形区域,再经消噪处理得到较为纯净的分合闸电流波形;第二步,对特征信号进行小波包三层分解以提取出各频带能量构成的原始特征向量;第三步,利用主成分分析(principal component analysis, PCA)对原始特征向量进行降维,达到降低观测空间维数,突出样本差异特性,进一步提升数据可分性的目的,适用于区分故障(缺陷)类型一致而严重程度不一致、数据结构较为相似的样本,保证了高识别精度;最后,将带有标签的数据输入到支持向量机(support vector machine, SVM)中,实现断路器弹簧操作机构缺陷类型与严重程度的双重诊断。

收稿日期:2018-02-26;修回日期:2018-04-03

基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2016113);江苏省研究生科研与实践创新计划项目(3216008711);中央高校基本科研业务费专项资金资助

1 基于小波包能量和 SVM 的缺陷诊断方法

1.1 小波包分析理论

小波包分解是在小波分析基础上提出的一种分析方法,其原理来自多尺度分析的塔式算法^[17-18],具有多级过滤的效果,多用于提取非平稳信号的非线性特性。在故障(缺陷)诊断方面,其分析与重构方面相较小波分析更准确,特别是在高频部分的分解进一步提高了时-频分辨率,具有极大的应用价值。小波包函数可表示为:

$$\begin{cases} W(j, 2n) = \sum_k h_{k-2l} W(j+1, n) \\ W(j, 2n+1) = \sum_k g_{k-2l} W(j+1, n) \end{cases} \quad (1)$$

式中: j 为尺度系数; l 为位置系数; n 为频率; h 和 g 分别为小波分解共轭滤波器系数, h 为低通滤波器系数, g 为高通滤波器系数。因此,将采集的信号设为 $m(t)$,三层小波包分解如图1所示,图中的L代表低频分量,H代表高频分量,数字表示所在层数。

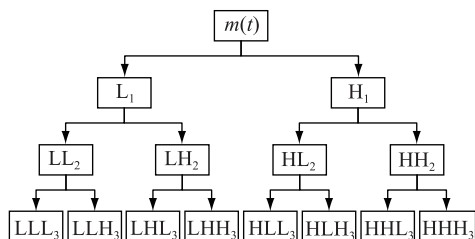


图1 小波包三层分解示意图

Fig.1 A schematic diagram of three layer decomposition of wavelet packets analysis

1.2 基于小波包能量的特征信息提取

小波包能量的求解遵循时频域能量相等原则,则信号 $m(t)$ 的能量可表示为:

$$\|m\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |m(t)|^2 dt \quad (2)$$

采用db3小波母函数将 $m(t)$ 进行三层分解,在第三层终端节点共得到8个小波子频带,频带的能量分布不一,则不同频带能量可计算为^[19]:

$$E_m(c, x) = \sum_N |W(c, x)|^2 \quad (3)$$

式中: $W(c, x)$ 为小波系数; $E_m(c, x)$ 表示小波包分解第 c 个层次的第 x 个子带的能量。

因此,在小波包三层分解后,将预处理过的实验数据,按照实验中的种类进行分类并分别编号,则一组断路器分合闸线圈电流的各频带能量特征向量可设为 $E_m^{a,b}$,其中 a 表示实验中断路器的第 a 种运行状态($a=1,2,\dots,q; q \geq 2$ 且 $q \in N^+$); b 表示 a 状态的第 b 组数据($b=1,2,3,4,5,\dots,p; p \geq 5$ 且 $p \in N^+$),则基于小波包能量的断路器各实验状

态的特征样本 E_m 可表示为:

$$E_m = \begin{bmatrix} E_m^{1,1} \\ E_m^{1,2} \\ E_m^{1,3} \\ \vdots \\ E_m^{a,b-2} \\ E_m^{a,b-1} \\ E_m^{a,b} \end{bmatrix} \quad (4)$$

1.3 基于 PCA 对小波包能量特征信息的降维处理

PCA是一种统计方法,揭示了拥有样本数量多和变量种类多特点的数据之间的关联程度,其主要思想是通过正交变换将一组可能存在相关性的变量转换为一组线性不相关的变量,降低观测空间维数,以达到获取最主要信息的目的^[20]。针对同种型号的断路器,不同缺陷、缺陷程度不同的分合闸线圈电流波形的特征不同,与正常运行状态相比,线圈发生老化时线圈电流降低,铁心运动迟滞,且分(合)闸时间随串联电阻值的增加而增加;而铁心卡涩对分(合)闸线圈电流值的影响较小,但分(合)闸时间随铁心末端悬挂重物的增加而增加。同时由于断路器动作迅速,电流波形骤变后又归零,而缺陷类型相同但缺陷程度不同的数据样本具有较高的相似度,如能在极短的时间内,就可识别微小的差距以区别于缺陷发展进程的早期、中期和晚期,则PCA所能提供的保留样本的主要信息、提高不同数据之间可分性的作用必不可少。此处以分闸线圈电流 I 波形为例,其特征局部放大对比如图2所示,其中蓝线为正常运行状态。

PCA对所输入样本处理步骤如下^[20-21]:

(1) 将式(4)得到的特征样本空间 E_m 标准化消除量纲:

$$E_{mij}^* = \frac{E_{mij} - \overline{E_{mj}}}{\sigma_j} \quad (5)$$

$$\overline{E_{mj}} = \frac{\sum_{i=1}^n E_{mij}}{n} \quad (6)$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_{mij} - \overline{E_{mj}})^2}{n-1}} \quad (7)$$

其中 $i=1,2,\dots,s; j=1,2,\dots,u; n$ 是样本数量; $\overline{E_{mj}}$ 为第 j 个变量的样本均值; σ_j 为该变量的标准差。

(2) 设相关系数矩阵为 X ,满足 $x_{i,j} = x_{j,i}$ 及 $x_{i,i} = 1$,则:

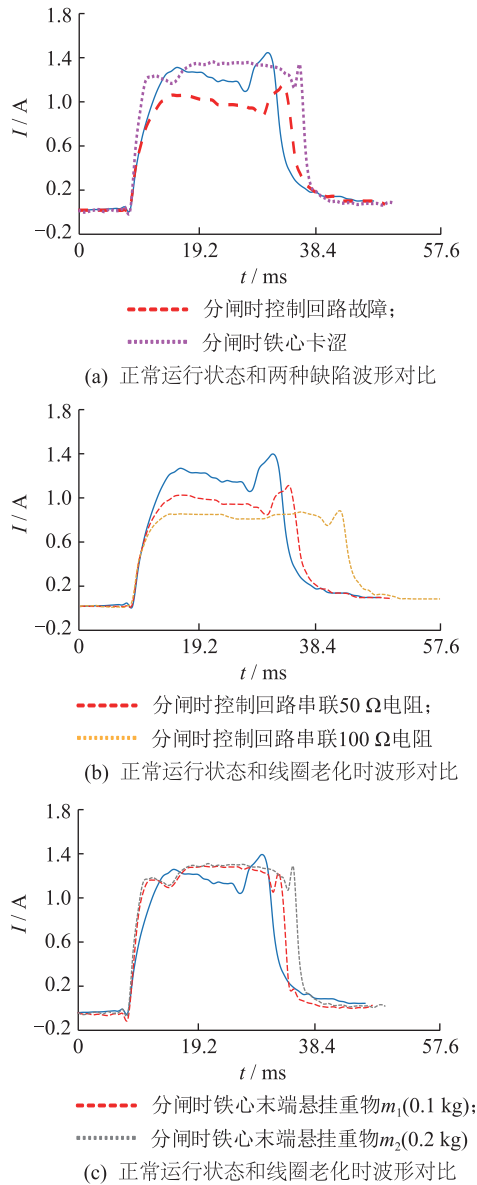


图2 分闸线圈电流波形对比图

Fig.2 The contrast diagrams of the current waveforms of the opening coil

$$\mathbf{X} = \frac{1}{n} (\mathbf{E}_m^*)' \mathbf{E}_m^* = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,j} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{i-1,1} & x_{i-1,2} & \cdots & x_{i-1,j} \\ x_{i,1} & x_{i,2} & \cdots & x_{i,j} \end{bmatrix} \quad (8)$$

(3) 计算 \mathbf{X} 的特征值并从大到小排序:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq \cdots \geq \lambda_j \geq 0 \quad (9)$$

则相应的特征向量可表示为 $l_1, l_2, l_3, \dots, l_j$, 并将其按特征值的降序排列。

(4) 计算方差贡献率 α_j :

$$\alpha_j = \lambda_j / \sum_{k=1}^j \lambda_k \quad (10)$$

对 α_j 降序排序并计算累计方差贡献率 $\sum_{i=1}^h \alpha_j$,

当 $\sum_{i=1}^h \alpha_j$ 大于 90% 时, 则仅保留第 1 个到第 h 个主成分, 并认为其中已经包含足够多可体现断路器操作机构缺陷的关键特征信息, 将主成分取出并设为变换矩阵 \mathbf{P}_1 , 则 \mathbf{E}_m 的最终特征向量 \mathbf{E}'_m 可表示为:

$$\mathbf{E}'_m = \mathbf{E}_m \times \mathbf{P}_1 \quad (11)$$

1.4 基于 SVM 的断路器操作机构缺陷诊断的实现

SVM 适合对小样本数据学习、在模式分类问题方面泛化能力优秀, 是目前热门的机器学习算法之一^[22], 旨在寻找二分类样本的最优分类面, 不但能准确区分两类数据, 并且能尽量提高两类数据的区分度。

文中选择某型号断路器分合闸线圈电流数据进行分析, 采用 MATLAB 作为训练和测试 SVM 多类分类器的工具, 则基于 SVM 多种缺陷分类器的断路器操作机构缺陷诊断流程如图 3 所示。

2 算例验证

2.1 结合小波包能量和 SVM 的断路器操作机构缺陷诊断算例分析

文中选用某电气设备公司生产的 10 kV 断路器, 基于其弹簧操作机构, 搭建实验平台并进行缺陷模拟实验, 通过采集分合闸线圈电流作为缺陷诊断的数据来源。文中共设计两大类典型缺陷, 分别为分合闸线圈老化与铁心卡涩。其中线圈老化又分为轻度与中度 2 种老化程度; 铁心卡涩分为轻度、中度以及重度 3 种卡涩程度。实验中, 分合闸线圈老化通过在分合闸线圈控制回路串入可调电阻器来实现, 并通过将阻值分别调节为 50 Ω 与 100 Ω 来模拟轻度以及中度的线圈老化。铁心卡涩则通过在分合闸线圈铁心下方悬挂重物以阻碍其在分合闸时的运动来进行模拟, 并通过逐渐增加重物质量至 m_1 (0.1 kg), m_2 (0.2 kg), m_3 (0.3 kg), 以模拟铁心卡涩轻、中以及重度等 3 种缺陷程度。根据表 1, 实验数据包括断路器正常运行、2 种不同程度的线圈老化及 3 种不同程度的铁心卡涩, 共计 6 种运行状态, 实测波形如图 4 所示。在实际操作实验、算法设计与数据验证时, 分、合闸实验数据均已验证可行, 诊断方法具备通用性, 因此文中仅以分闸数据为例进行分析。

首先进行数据预处理。处理过程为: 先将得到的数据维度为 125 000 \times 1 的原始采样信号 (采样频率为 3.2 \times 10⁻⁶) 根据阈值法, 将有特征的波形提取出来, 再将提取出的信号经小波软阈值降噪后, 统一

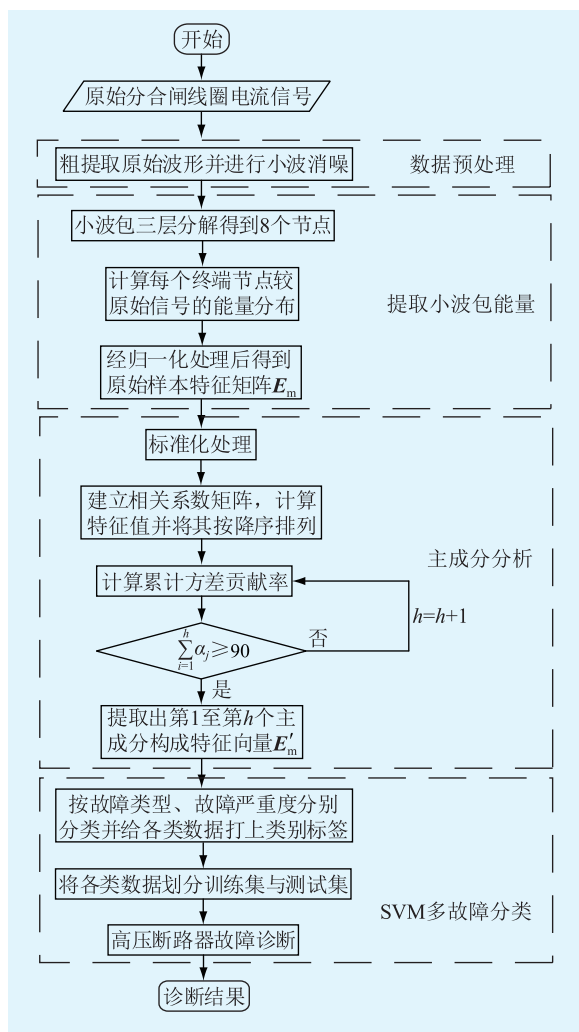


图3 断路器操作机构缺陷诊断流程

Fig.3 Flow chart of defect diagnosis of operating mechanism of circuit breakers

表1 缺陷类型、缺陷严重程度、模拟方法及分类标签

Tab.1 Defect type, severity, simulation method and classified labels

缺陷类型	缺陷程度	缺陷模拟方式	分类标签
正常	正常	—	1
线圈老化	轻度	控制回路串联 50 Ω 电阻	2
	中度	控制回路串联 100 Ω 电阻	3
铁心卡涩	轻度	铁心末端悬挂重物 m_1	4
	中度	铁心末端悬挂重物 m_2	5
	重度	铁心末端悬挂重物 m_3	6

为相同维数,保证所有原始数据形式一致,以便进行后续分析。以正常状态下的分合闸线圈电流为例,处理过程如图5所示。

根据预处理后得到的数据,选取不同运行状态下各50组,共计300组实验数据进行小波包三层分解,各频段能量构成 8×300 原始特征样本 E_m 。将 E_m 全部送入 PCA 中降维得到 E'_m ,并计算累计贡献

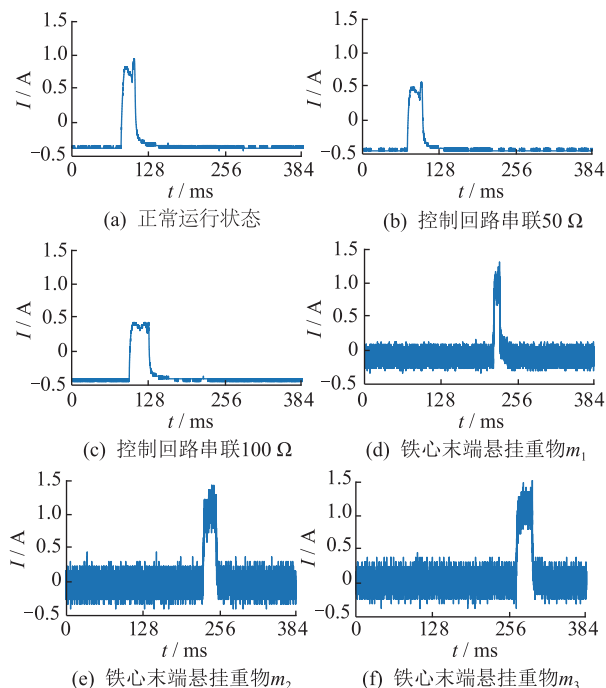


图4 6种运行状态下的实测波形

Fig.4 The actual measured waveform of 6 running states

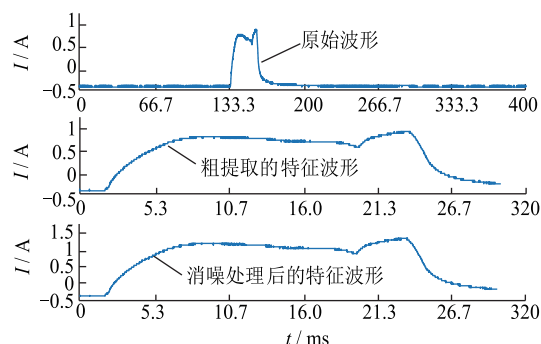


图5 数据预处理前后分合闸线圈电流波形对比图

Fig.5 Comparison of the current waveforms of the opening and closing coil before and after data preprocessing

率,当其达到90%时 $h=3$ 。

抽取已定义为训练样本的240组降维数据构成训练集,剩余的60组作为测试集,未经PCA优化和经PCA优化的实际样本类型与SVM识别样本类型对比结果如图6和图7所示。实验结果显示,当样本总数据量为300组时,从电流数据中提取的小波包能量经过PCA处理后,SVM对正常状态以及线圈老化和铁心卡涩这两大类缺陷类型的诊断准确率可达到100%,缺陷严重程度判断准确率也可达到100%,说明以上二类缺陷特征被有效提取与应用,SVM分类策略选择得当。而未经PCA优化的数据样本,在缺陷类型的诊断准确率为100%,但在缺陷严重程度判断时,第二与第三种运行状态,即线圈轻度老化以及线圈中度老化这两种缺陷程度判

断有误,中度老化误判为轻度老化,使得缺陷程度的识别正确率降为 98.33%,稍逊于经 PCA 处理过的样本的诊断效果。进一步计算与分析欧氏距离的结果如表 2 所示,表中的类间欧式距离为该运行状态与正常运行状态的欧氏距离,类内欧式距离为该运行状态与自身之间的欧氏距离。经数据对比可知,类内欧式距离减小,类间欧式距离增大,即同种类型数据的关联更加紧密,不同数据分布更加分散,也相对验证了 PCA 对提高数据可分性的影响。

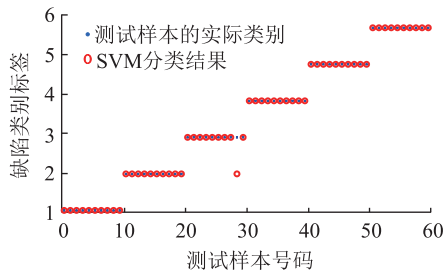


图 6 未经 PCA 处理 SVM 诊断结果

Fig.6 Diagnosis results of SVM without PCA

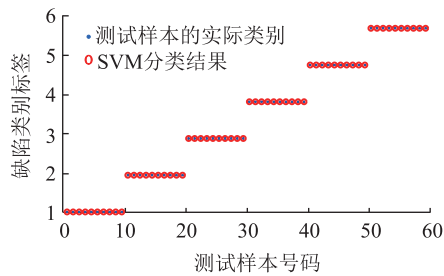


图 7 经过 PCA 处理后的 SVM 诊断结果

Fig.7 Diagnosis results of SVM with PCA

表 2 计算欧氏距离验证 PCA 对数据可分性的影响

Tab.2 Calculating the Euclidean distance to examine the influence of PCA on the data separability

断路器运行状态	PCA 处理前		PCA 处理后	
	类内欧式距离	类间欧式距离	类内欧式距离	类间欧式距离
正常运行状态	0.084 6	0.083 1	0.064 7	0.094 2
控制回路串联 50 Ω	0.176 3	0.184 5	0.123 0	0.221 4
控制回路串联 100 Ω	0.144 1	0.266 3	0.098 6	0.392 6
铁心末端悬挂重物 m_1	0.292 4	0.620 2	0.242 7	1.422 7
铁心末端悬挂重物 m_2	0.258 7	0.787 2	0.216 4	1.861 3
铁心末端悬挂重物 m_3	0.342 6	0.942 4	0.249 8	2.256 5

2.2 基于小波包总能量的断路器操作机构缺陷严重程度分析

目前,断路器的机械缺陷诊断技术的研究多限于定性诊断,而缺陷诊断中缺陷严重程度的定量评估更能有效指导设备的维护^[23-24]。文中所涉及的缺陷发展严重程度的识别依赖于已知的模拟实验数据,数据类型有限,因此为了进一步分析断路器

操作机构的缺陷严重程度的发展变化过程,识别在未知状态下对应的缺陷程度状态,本文以断路器控制回路缺陷为例,以在控制回路中分别串联不同阻值电阻的方式,模拟线圈逐渐老化的过程,并通过拟合电流特征量与老化程度的函数关系,达到对操作机构的缺陷严重程度进行定量描述与分析的目的。

基于不同缺陷程度,分别对其分合闸线圈电流信号进行小波包能量的提取,则在已模拟的不同缺陷严重程度情况下,通过构建特征值与缺陷严重程度之间的函数关系来实现对断路器弹簧操作机构缺陷严重程度的预测分析。模拟线圈不同老化程度下对应的控制回路串联阻值与部分特征数据表明特征值维数较高,使得其与线圈老化缺陷严重程度间的关系难以直观表现出,因此,此处选取每种状态下的小波包总能量均值以便于可视化表述,则平均小波包总能量与控制回路串联阻值的关系如图 8 所示。随着控制回路中串联电阻阻值的增加,平均小波包总能量总体呈单调下降趋势,在阻值为 100 Ω 处,下降趋势有所暂缓,则引入三次函数:

$$f(x) = p_1x^3 + p_2x^2 + p_3x + p_4 \quad (12)$$

对上述两种变量的关系进行曲线拟合,结合缺陷模拟实验获取多组不同线圈老化程度下的分闸电流特征数据,并利用 cftool 工具箱对待拟合函数的参数进行优化估计,最终得出如下的拟合函数:

$$f(x) = 0.002\ 865x^3 + 0.008\ 677x^2 - 1.057x + 22.54 \quad (13)$$

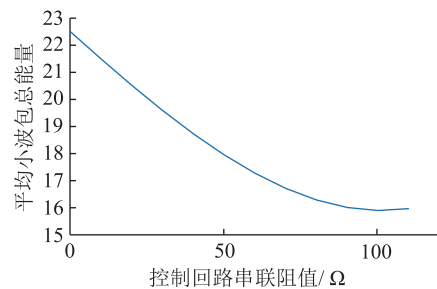


图 8 平均小波包总能量与控制回路串联阻值的特性曲线

Fig.8 The characteristic curve of the mean of the total energy of the wavelet packet and the series resistance of the control circuit

求得此拟合函数的意义在于,可根据输入量定量分析机械缺陷发展趋势,进一步可定性分析缺陷严重程度。定量分析在于,当测量分合闸线圈电流数据后,按本文方法计算得到输入量,通过拟合函数估计出线圈老化到可等价于控制回路串联的电阻值,再根据模拟实验中得到的断路器拒动时控制回路串联的具体阻值等信息,可定性是否对断路器进行有针对性的检修或者更换。

3 结论

针对断路器操作机构的两种常见缺陷,文中基分合闸线圈电流信号,设计了一种为运维人员提供断路器弹簧操作机构缺陷类型及严重度判断的诊断方法。结合小波包分析、PCA 与 SVM 算法,构建集特征提取、数据优化与分类诊断等思路为一体的断路器操作机构缺陷诊断模型,所得结论如下:

(1) 提出了一种基于分合闸线圈电流信号的新特征量提取思路,将小波包能量代替原始波形中的特征值,免去了提取电流信号极值的繁琐过程,改善了缺陷诊断效率,有效消除了因提取特征值不准确而带来的诊断误差,提高了诊断精度;

(2) PCA 算法的引入实现了数据量的精简及机械缺陷信息的有效保留,结合表 2 可知,所获数据的可分性确有提高。在处理同种类型缺陷、缺陷程度不同的相似数据上体现了其优势,最终的实验结果也证明该算法是高诊断精度的有效保障手段;

(3) 实验结果证明了本文算法在分析断路器操作机构缺陷及缺陷严重程度,具有较高的准确性。同时,本文基于小波包总能量分析了缺陷发展趋势,得出了平均小波包总能量与控制回路串联阻值的关系,可为后续的缺陷严重程度预测与断路器检修提供有价值、有针对性的依据,提高检修效率,应用前景佳。

参考文献:

- [1] GAO Z W, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques-part I: fault diagnosis with model-based and signal-based approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3757-3767.
- [2] GAO Z W, CECATI C, DING S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques-part II: fault diagnosis with knowledge-based and hybrid/active approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3768-3774.
- [3] STRACHAN S M, MCARTHUR S D J, STEPHEN B, et al. 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] HUANG J, HU X G, YANG F. Support vector machine with genetic algorithm for machinery fault diagnosis of high voltage circuit breaker [J]. Measurement, 2011, 44(6): 1018-1027.
- [5] HOIDALEN H K, RUNDE M. Continuous monitoring of circuit breakers using vibration analysis [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(4): 2458-2465.
- [6] NI J J, ZHANG C B, YANG S X. An adaptive approach based on KPCA and SVM for real-time fault diagnosis of HVCBs [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(3): 1960

- 1971.
- [7] 程 序, 关永刚, 张文鹏, 等. 基于因子分析和支持向量机算法的高压断路器机械故障诊断方法 [J]. 电工技术学报, 2014, 29(7): 209-215.
 - CHENG Xu, GUAN Yongang, ZHANG Wenpeng, et al. Diagnosis method on the mechanical failure of high voltage circuit breakers based on factor analysis and SVM [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(7): 209-215.
 - [8] LIU M L, WANG K Q, SUN L J, et al. Applying empirical mode decomposition (EMD) and entropy to diagnose circuit breaker faults [J]. OPTIK, 2015, 126(20): 2338-2342.
 - [9] RAZI-KAZEMI AA, VAKILIAN M, NIAYESH K, et al. Circuit-breaker automated failure tracking based on coil current signature [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(1): 283-290.
 - [10] RAZI-KAZEMI AA, VAKILIAN M, NIAYESH K, et al. Data mining of online diagnosed waveforms for probabilistic condition assessment of SF₆ circuit breakers [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(3): 1354-1362.
 - [11] WANG X H, RONG M Z, QIU J, et al. Research on mechanical fault prediction algorithm for circuit breaker based on sliding time window and ANN [J]. IEICE Transactions on Electronics, 2008, E91C(8): 1299-1305.
 - [12] RAZI-KAZEMI A A. Applicability of auxiliary contacts in circuit breaker online condition assessment [J]. Electric Power Systems Research, 2015, 128: 53-59.
 - [13] 李军锋, 王钦若, 李 敏. 结合深度学习和随机森林的电力设备图像识别 [J]. 高压技术, 2017, 43(11): 3705-3711.
 - LI Junfeng, WANG Qinruo, LI Min. Electric equipment image recognition based on deep learning and random forest [J]. High Voltage Technology, 2017, 43(11): 3705-3711.
 - [14] 孙银山, 张文涛, 张一茗, 等. 高压断路器分合闸线圈电流信号特征提取与故障判别方法研究 [J]. 高压电器, 2015(9): 134-139.
 - SUN Yinshan, ZHANG Wentao, ZHANG Yiming, et al. Research on feature value extraction and coil current signal in high-voltage fault recognition of circuit breaker [J]. High Voltage Apparatus, 2015(9): 134-139.
 - [15] 杨 为, 柯艳国, 朱胜龙, 等. 基于样条插值和线性拟合分析的高压断路器弹簧机构状态检测 [J]. 高压电器, 2017(6): 147-153.
 - YANG Wei, KE Yanguo, ZHU Shenglong, et al. Condition detection of spring mechanism of high-voltage circuit breaker based on spline interpolation and linear fitting analysis [J]. High Voltage Apparatus, 2017(6): 147-153.
 - [16] 杨志泽, 梁 良, 李小勇, 等. 灰色关联模型在高压断路器故障诊断中的应用 [J]. 电网技术, 2015, 39(6): 1731-1735.
 - YANG Zhize, LIANG Liang, LI Xiaoyong, et al. Application of the gray correlation model in fault diagnosis of high-voltage circuit breakers [J]. Power System Technology, 2015, 39(6): 1731-1735.

- [17] 安周鹏,肖志怀,陈宇凡,等. 小波包能量谱和功率谱分析在水电机组故障诊断中的应用[J]. 水力发电学报,2015,34(6):182-190.
AN Zhoupeng, XIAO Zhihuai, CHEN Yufan, et al. Analysis of wavelet packet energy spectrum and power spectrum and its application to fault diagnosis of hydropower units [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2015,34(6):182-190.
- [18] 司徒友,李刚强,张水平. 基于小波分解和深度信念网络的短期风速预测[J]. 广东电力,2017,30(4):25-30,60.
SITU You, LI Gangqiang, ZHANG Shuiping. Short-term wind speed forecasting based on wavelet decomposition and deep belief network [J]. Guangdong Electric Power,2017,30(4):25-30,60.
- [19] WEI L, WANG Z, PU H. Application of wavelet packet and data-driven in fault diagnosis for hydropower units [C] // Iita International Conference on Services Science, Management and Engineering. IEEE, 2009:178-181.
- [20] 王丽婕,冬雷,高爽. 基于多位置NWP与主成分分析的风电功率短期预测[J]. 电工技术学报,2015,30(5):79-84.
WANG Lijie, DONG Lei, GAO Shuang. Wind power short-term prediction based on principal component analysis of NWP of multiple locations [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(5):79-84.
- [21] 齐敏芳,付忠广,景源,等. 基于信息熵与主成分分析的火电机组综合评价方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(2):58-64.
QI Minfang, FU Zhongguang, JING Yuan, et al. A comprehensive evaluation method of power plant units based on information entropy and principal component analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(2):58-64.
- [22] 薛浩然,张珂珩,李斌,等. 基于布谷鸟算法和支持向量机的变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制,2015(8):8-13.
XUE Haoran, ZHANG Keheng, LI Bin, et al. Fault diagnosis of transformer based on the cuckoo search and support vector machine [J]. Power System Protection and Control, 2015(8):8-13.
- [23] 靳文娟,季天瑶,唐文虎,等. 基于振动信号分析的高压断路器机械故障诊断[J]. 广东电力,2017,30(10):104-110.
JIN Wenjuan, JI Tianyao, TANG Wenhui, et al. Mechanical fault diagnosis on high-voltage circuit breakers based on vibration signal analysis [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(10):104-110.
- [24] 孙曙光,张强,杜太行,等. 基于振动信号的低压万能式断路器分合闸故障程度评估方法的研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(18):5473-5482.
SUN Shuguang, ZHANG Qiang, DU Taihang, et al. Study of evaluation method for low voltage conventional circuit breaker switching fault degree based on vibration signal [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18):5473-5482.

作者简介:



叶昱媛

叶昱媛(1994—),女,硕士研究生,研究方向为电力电子与电气传动(E-mail:220162303@seu.edu.cn);

沙浩源(1990—),男,博士,研究方向为电力电子与电气传动(E-mail:2113559206@qq.com);

梁君涵(1992—),男,硕士研究生,研究方向为高压断路器在线监测。

Defect Diagnosis Technology of Operating Mechanism of Circuit Breakers Based on Wavelet Packet Energy

YE Yuyuan¹, SHA Haoyuan¹, LIANG Junhan¹, ZHENG Jianyong¹, DAI Yongzheng², GU Yufeng²

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Jiangsu Nari Turbostar Electric Co., Ltd., Taizhou 225300, China)

Abstract: In order to improve the inaccurate diagnosis results caused by extracting opening and closing current feature inaccurately and make up for the deficiency of operating mechanism of circuit breakers defect diagnosis technology in the aspect of severity, a diagnostic method based on the eigenvalues of wavelet packet energy and support vector machine (SVM) as an intelligent algorithm is proposed. Meanwhile, the characteristic data is utilized to explore the trend of the defect. In conclusion, the feasibility of the method is verified through the analysis of the data of the normal operation, the control loop fault and the iron core astringent defects of the circuit breakers.

Key words: defect diagnosis; operating mechanism of circuit breakers; wavelet packet energy; PCA; SVM

(编辑 方 晶)