

基于智能理论的高压断路器机械故障诊断

田涛¹, 陈昊^{1,2}, 张建忠², 李子吉¹, 张明¹, 王斌¹, 杭俊²

(1. 江苏省电力公司检修分公司, 江苏南京 211102; 2. 东南大学电气工程学院, 江苏南京 210096)

摘要:文中对高压断路器机械故障诊断方法进行了研究,通过监测高压断路器合闸操作振动信号,提出了一种基于小波分解和支持向量机(SVM)的机械故障智能诊断方法。首先利用小波分解对振动信号进行分解,然后提取出振动信号的低频和高频重构信号的能量并将其作为特征量,最后利用 SVM 实现高压断路器机械故障的分类。为了验证提出的方法,搭建了高压断路器机械故障诊断软硬件平台,并对现场的高压断路器进行了实验研究。实验结果表明,该方法能有效地完成高压断路器机械故障的诊断。

关键词:高压断路器;机械故障;故障诊断;小波分解;SVM

中图分类号:TM561

文献标志码:B

文章编号:1009-0665(2014)06-0012-04

高压断路器是电力系统中重要的电力设备^[1-4],当电力系统出现短路等异常情况时,断路器的拒动、误动、慢动和三相不同期性等机械故障都可能造成恶性事故,甚至可以引起设备爆炸。国内外大量调查数据表明,机械故障是高压断路器的主要故障,因此对高压断路器运行中出现的机械故障及时进行诊断显得十分重要,进行高压断路器机械故障的诊断研究具有巨大的经济和社会效益^[5-14]。断路器操作时发出的机械振动信号是一个包含丰富信息的载体,它含有大量的设备状态信息^[6,7]。高压断路器是一种瞬动式的机械,在动作时,具有高强度冲击、高速的特点,这样强烈的冲击振动在传感器测量上比较容易实现,因此通过测量振动信号就可以进行断路器的故障诊断。目前,振动信号检测成为高压断路器机械状态监测和诊断最有前途的方法之一。

1 系统框架和配置

选用高压断路器的合闸振动信号作为监测对象,设计了高压断路器机械故障诊断系统,其结构框图如图1所示。采用加速度传感器获取断路器合闸动作过程中的振动信号,用 MP4221 数据采集卡对信号进行采集后再送入计算机进行信号处理和故障模式识别。

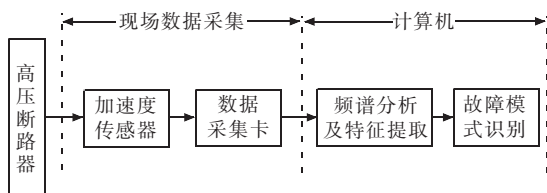


图1 系统结构框图

采用朗斯传感器技术研发有限公司的 LC0155T 加速度传感器。在传感器的安装过程中将传感器安装在关键部件(故障率高、重复性高)的振动源附近,满足
收稿日期:2014-05-19;修回日期:2014-07-24

故障反应清晰、所受干扰小、便于安装、信号传输可靠、稳定性好等要求。本文最终选择传感器的安装位置如图2所示,该构件位于连接液压操作机构和灭弧室支柱的支撑面上。采用的数据采集卡为北京双诺公司的 MP4221 数据采集卡。MP4221 是一款 USB2.0 总线多功能 12 位高速采集模块,具有 8 路模拟输入、开关量 16 路输入 /16 路输出、二路 24 位减法计数器。



图2 加速度传感器的安装位置

2 故障诊断方法

通过对高压断路器的振动信号进行分析,可以提取出高压断路器的状态特征。小波分析是一种很好的时频分析方法,在时域和频率同时具有良好的局部化特性,它可以很好地展现信号的细节信息,并且利用小波分解可以很好地提取出故障特征量^[8]。在故障类型识别中,常用的智能方法是人工神经网络^[8,11,13]。此方法具有较强的自学习、非线性模式识别能力,但其本身存在着一些无法克服的缺点:如网络中的结构选择和权重的初值设定需要借助于经验、网络训练速度慢、易陷入局部极小值点、过学习等。支持向量机(SVM)是近年来出现的一种新型方法^[15]。它是建立在统计学习理论和结构风险最小原理的基础上,比起传统基于风险最小的人工神经网络,具有很多优点,能有效地克服人工神经网络的不足。其中很重要的一个优点就是小样本学习,特别适合高压断路器等样本少,不能反复操作以提取测试样本的设备诊断。

基于此,本文提出了一种基于小波分析和支持向量机的高压断路器机械故障的智能诊断方法,即利用离散小波分解来提取能量分布并作为故障特征量,然后利用支持向量机来完成机械故障的分类诊断。高压断路器机械故障诊断的流程如图3所示。其具体内容为:(1)建立样本断路器振动数据库,所述数据库包括无故障时的断路器振动数据和存在机械故障时候断路器振动数据;(2)采集目标断路器的振动信号,并对其进行如下处理:首先利用离散小波分解对振动信号分解提取故障特征,最后对故障特征进行归一化处理来提取故障特征向量;(3)将得到的故障特征向量输入到训练好的支持向量机进行故障识别,实现故障诊断。



图3 故障诊断步骤

2.1 离散小波分解

小波变换属于一种多分辨率的时频分析方法,为非平稳信号的分析提供了一个有价值的工具。实际应用中常使用简单方便的二进离散小波变换。从多分辨率分析的角度上看,小波分解相当于一个高通滤波器和一个低通滤波器,每次分解总是把原信号分解成2个子信号,分别称为逼近信号和细节信号,如此分解 n 次即可得到第 n 层的小波分解结果,如图4所示。因此,一个信号 $x(t)$ 经过离散小波分解后可以表示为:

$$x(t) = a_n + d_n + \dots + d_1 \quad (1)$$

式(1)中: d_1, d_2, \dots, d_n 分别为第1层到第 n 层共 n 个高频小波重构序列; a_n 为第 n 层低频小波重构序列。

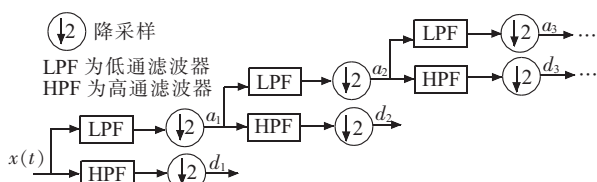


图4 离散小波分解

2.2 提取故障特征向量

当断路器出现故障时,会对各频带内的采样点能量有较大的影响,故以能量为元素构造特征向量。设 E_j^* 为小波重构序列的能量,其表示为:

$$E_j^* = \sum_{k=1}^N |d_j^k|^2 \quad j=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式(2)中: N 为信号点数; d_j^k 为第 j 层高频小波重构序列的第 k 个分量; n 为序列 d_j 中分量的个数。用 E_0^* 表示第 n 层低频小波重构序列 a_n 的能量,则:

$$E_0^* = \sum_{k=1}^N |a_n^k|^2 \quad (3)$$

式(3)中: a_n^k 为第 n 层低频小波重构序列的第 k 个分量。

设对样本进行 n 层小波分解的各频段的能量值为 $E^* = (E_0^*, E_1^*, E_2^*, \dots, E_n^*)$,将该向量进行归一化处理即可得到特征向量为:

$$E^* = (E_0^*/\Sigma, E_1^*/\Sigma, E_2^*/\Sigma, \dots, E_n^*/\Sigma) = (E_0, E_1, E_2, \dots, E_n) \quad (4)$$

式(4)中: $\Sigma = E_0^* + E_1^* + E_2^* + \dots + E_n^*$ 。

2.3 支持向量机

SVM是实现结构风险最小化原则的一种通用学习算法,比较适合于小样本数据的分类,其基本思想如图5所示。图中方点和圆点分别表示2类训练样本, H 为把2类样本完全无误分开分类线, H_1, H_2 分别为通过样本中离分类线最近的样本且平行于分类线的直线,他们之间的间隔为分类间隔,线上的样本点就是支持向量。该最优面不但将2类样本无误地分开,而且要使分类间隔最大,前者保证经验风险最小,后者使问题的真实风险最小。

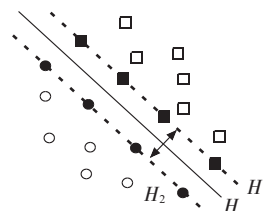


图5 SVM两类分类

假设训练样本集为:

$$(x_1, y_1) \dots (x_i, y_i) \quad i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式(5)中: $x_i \in R^l$ 为样本输入; l 为输入空间的维数; $y_i \in \{-1, 1\}$ 为样本输出。假设 φ 是将原始空间映射到高维特征空间的非线性映射。

在特征空间中利用结构风险最小化原理和分类间隔最大化思想,求最优分类超平面问题转化为下面的最优化问题:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } \varphi(\omega, \varepsilon) &= \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_i u_i \varepsilon_i \\ \text{Subject to } & y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \varepsilon_i \\ & \varepsilon_i \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中: ω, b 分别为分类超平面的权值和偏置; ε_i 为非负松弛变量; $C > 0$ 为惩罚系数,是为了保持分类最大间隔和分类误差之间的平衡。

为求解上述约束最优化问题,引入Lagrange函数:

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i - \sum_{i=1}^n a_i [y_i (x_i \cdot \omega + b) - 1 + \varepsilon_i] - \beta_i \varepsilon_i \quad (7)$$

式(7)中: $a_i \geq 0, \beta_i \geq 0$ 是 Lagrange 系数。

将 L 分别对 ω, b, ε_i 求偏微并令其等于 0, 就可以把最优化问题式(7)转化为等价的对偶规划问题:

Maximize

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \\ 0 \leq a_i \leq C \quad i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中: $K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i), \varphi(x_j))$ 为核函数。

通过求解最优化问题, 得到最优决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}((\omega \cdot x) + b) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^n y_i a_i K(x_i \cdot x) + b\right) \quad (9)$$

式(9)中: a_i, ω 和 b 为优化问题的最优解。

3 故障诊断平台

根据故障诊断流程, 开发了基于 LabVIEW 和 MATLAB 的合闸振动信号高压断路器机械故障诊断平台。将 LabVIEW 虚拟仪器开发平台良好的用户图形界面和 MATLAB 软件强大的数值分析功能相结合^[16,17], 利用 LabVIEW 调用 MATLAB 实现高压断路器机械故障分析的方法, 如图 6 所示。



(a) 正常情况下的操作界面



(b) 故障情况下的操作界面

图 6 操作界面

图 6(a)中, 计算机操作界面上设置了“复位”按钮、“采集数据”按钮、“采样频率”输入量、“采样时间”输入控制量以及采样“量程”选择控制量。另外使用一个图表窗口来显示采集信号的波形, 同时使用输出文本框和弹出对话框来说明“故障类型”。“采样频率”输入控制量可以设置振动信号的采样频率, 这个量需要与 MATLAB 中的程序相对应, 本文中设置的采样频率为 50 kHz。“采样时间”输入控制量可以设置采集振

动信号的时间, 这个量与“采样频率”相结合, 可以得到采集信号的点数, 便于 MATLAB 程序的数据处理。采样“量程”选择控制量设置了 3 个选择量程, 根据不同的实验对象以及传感器的量程选择相应的采样量程, 这里默认量程选择为 $-5 \sim 5V$ 。实验过程中根据采集到的振动信号, 程序会自动判断是何种故障类型, 并文本输入同时弹出对话框。当测得的合闸信号是在断路器故障(底座松动)工作的情况下时, 则输出如图 6(b)所示的界面。

4 实验研究

为验证本文提出的方法, 搭建了实验平台, 如图 7 所示。以高性能加速度传感器测量合闸过程中的振动信号, 在故障信号采集的实验中, 通过人为的设置故障类型, 来采集相应故障类型下的合闸振动信号。由于实验条件的限制, 主要研究了无故障和断路器底座松动故障 2 种情况。利用设计的数据采集系统采集合闸振动信号, 数据采集系统在断路器动作时以 50 kHz 的速率进行 150 ms 时长的数据采集。



(a) SF₆ 高压断路器



(b) 实验设备

图 7 实验平台

首先利用离散小波分解对采集数据进行分解, 然后得到重构信号, 并计算出重构信号的能量分布。最后将每种状态的 9 组数据, 6 组数据用于训练 SVM, 另外 3 组用于测试训练好的 SVM, 验证算法的诊断效果。其诊断结果如表 1 所示。

表 1 故障诊断结果

状态	训练样本		测试样本	
	训练数	正确分类数	测试数	正确分类数
无故障	6	6	3	3
底座松动	6	6	3	3

从表1可看出,利用本文提出的方法,可以有效地诊断出高压断路器的机械故障。

5 结束语

通过监测合闸振动信号,本文对高压断路器机械故障诊断展开了研究,提出了故障诊断系统的框架和配置,研究了故障诊断的算法并开发了基于Labview和MATLAB软件的故障诊断软件平台,最后完成了实验验证测试。通过本文工作,可以得到如下结论:(1)利用离散小波分解处理高压断路器合闸过程的振动信号,可提取出故障特征向量。(2)将SVM应用到高压断路器的故障诊断中,显现出SVM在小样本问题中强大的推广能力,适合于故障样本获得困难的高压断路器的故障诊断,能快速有效地识别出故障。

参考文献:

- [1] 吉亚明,周志成,马勇,等.真空断路器投切并联电抗器过电压故障分析[J].江苏电机工程,2014,33(2):12-14.
- [2] 李晔,朱江,吴玲.基于综合自动化系统的断路器遥控操作分析[J].江苏电机工程,2013,32(2):46-48,52.
- [3] 薛峰,童勤毅,谢夏寅,等.断路器跳闸脉冲监测系统的研制与应用[J].江苏电机工程,2012,31(4):58-62.
- [4] 朱江,董余凡,李晔.“六统一”设计下的双母线方式断路器失灵保护运行分析[J].江苏电机工程,2012,31(6):71-74.
- [5] 陈昊.隔离开关闭锁回路电子档案构建及应用[J].中国电力,2012,45(7):20-23.
- [6] 胡晓光,王建赟,刘桂芝,等.基于振动信号高压断路器故障诊断的仿真研究[J].哈尔滨工业大学学报,2001,33(4):530-533.
- [7] 赵洋,刘汉宇,曾庆军.基于机械振动信号的高压真空断路器故障诊断的研究[J].高压电器,2010,46(2):46-51.
- [8] 陈伟根,范海炉,王有元,等.基于小波能量与神经网络的断路器振动信号识别方法[J].电力自动化设备,2008,28(2):29-32.
- [9] 王振浩,杜凌艳,李国庆,等.动态时间规整算法诊断高压断路器故障[J].高电压技术,2006,32(10):36-38.

- [10] 荣亚君,葛葆华,赵杰,等.用粗糙集理论和贝叶斯网络诊断SF₆断路器故障[J].高电压技术,2009,35(12):2995-2999.
- [11] 徐建源,张彬,林莘,等.能谱熵向量法及粒子群优化的RBF神经网络在高压断路器机械故障诊断中的应用[J].高电压技术,2012,38(6):1299-1306.
- [12] 吴振升,王玮,杨学昌,等.基于分形理论的高压断路器机械振动信号处理[J].高电压技术,2005,31(6):19-21.
- [13] 郭凤仪,马文龙,李斌.RBF神经网络在断路器故障诊断中的应用[J].传感器与微系统,2010,29(9):128-130.
- [14] 关永刚,黄瑜珑,钱家骊.基于振动信号的高压断路器机械故障诊断[J].高电压技术,2000,26(3):66-68.
- [15] 克里斯特安尼.支持向量机导论[M].李国正,王猛,曾华军,译.北京:电子工业出版社,2004:82-83.
- [16] 徐明,于业明.LabVIEW中MATLAB的调用[J].山东理工大学学报(自然科学版),2005,19(4):92-95.
- [17] 徐何,李滔,李勇.MATLAN与LabVIEW混合编程方法应用研究[J].科学技术与工程,2010,10(33):8267-8271.

作者简介:

- 田涛(1972),男,江苏南京人,高级工程师,从事高压电网变电检修的工作;
- 陈昊(1980),男,江苏南京人,高级工程师,从事高压电网变电检修的工作;
- 张建忠(1970),男,江苏张家港人,博士生导师,从事新能源发电与分布式电源、智能电力设备研究工作;
- 李子吉(1961),男,江苏南京人,高级技师,从事高压电网变电检修的工作;
- 张明(1979),男,江苏南京人,工程师,从事高压电网变电检修的工作;
- 王斌(1970),男,江苏南京人,助理工程师,从事高压电网变电检修的工作;
- 杭俊(1987),男,安徽六安人,博士研究生,从事状态监测和故障诊断研究工作。

Mechanical Fault Diagnosis of High Voltage Circuit Breaker Based on Intelligent Theory

TIAN Tao¹, CHEN Hao^{1,2}, ZHANG Jianzhong², LI Ziji¹, ZHANG Ming¹, WANG Bin¹, HANG Jun²

(1. Jiangsu Electric Power Maintenance Branch Company, Nanjing 211102, China;

2. School of Electric Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Research on the mechanical fault diagnosis of high voltage breakers is carried out in this paper. By monitoring the vibration signal of high voltage circuit breakers at the instant of closing operation, an intelligent diagnosis method for mechanical faults with wavelet decomposition and support vector machine is proposed. Firstly, wavelet decomposition is used to decompose the vibration signal, and then the reconstruction signal energy of low frequency and high frequency signals is extracted from the vibration signal and selected as the fault indicator. Finally, the mechanical faults of high voltage breakers is classified by using support vector machine. In order to validate the proposed method, the hardware and software of mechanical fault diagnosis system for high voltage breakers has been built, and the experiments on high voltage circuit breaker have been implemented. The experimental results show that the proposed method can effectively diagnose mechanical failure of high voltage circuit breaker.

Key words: high voltage breaker; mechanical fault; fault diagnosis; wavelet decomposition; support vector machine