

基于多维量测数据序列的电压互感器故障识别方法

龙 呈, 刘明忠, 常晓青, 吴 杰, 高艺文, 段翔兮
(国网四川省电力公司电力科学研究院, 四川 成都 610041)

摘 要: 电压互感器量测数据是电力系统监测与控制的基础,错误的量测数据可能导致自动装置错误动作和调度人员错误决策,因此,及时发现电压互感器故障至关重要。提出了一种基于多维量测数据序列的电压互感器故障识别方法,该方法能够在线监测所有类型的电压互感器。首先,利用经验模态分解方法对电压互感器测量数据进行去噪处理,消除坏数据干扰;其次,采用时间序列分层聚类方法对多维电压互感器量测数据进行分析,识别出故障的电压互感器;最后,将所提方法应用于某实际案例,验证了其合理性和有效性。

关键词: 电压互感器故障识别; 多维量测数据; 经验模态分解; 时间序列分层聚类

中图分类号: TM451 文献标志码: B 文章编号: 1003-6954(2018)06-0066-05

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2018.06.015

Fault Identification Method of Voltage Transformer Based on Multidimensional Measurement Data Sequence

Long Cheng, Liu Mingzhong, Chang Xiaoqing, Wu Jie, Gao Yiwen, Duan Xiangxi
(State Grid Sichuan Electric Power Research Institute, Chengdu 610041, Sichuan, China)

Abstract: The measurement data of voltage transformer is the basis of monitoring and control of power system, false measurement data may result in malfunction of automatic device and inaccurate decision of operators, therefore, identifying the fault of voltage transformer timely is quite important. A fault identification method for voltage transformer is proposed based on multidimensional measurement data sequence, which can monitor all kinds of voltage transformer on line. Firstly, the empirical mode decomposition method is used to denoise the measurement data of voltage transformer so as to eliminate the disturbance of bad data. Secondly, the time series hierarchical clustering method is adopted to analyze the multidimensional measurement data of voltage transformer so as to identify the faulted voltage transformer. Finally, the proposed method is applied to a practical case and is verified to be reasonable and valid.

Key words: fault identification of voltage transformer; multidimensional measurement data; empirical mode decomposition; time series hierarchical clustering

0 引 言

随着电力系统智能化程度的不断深入,作为其基础的电力系统感知数据变得越来越重要。电压互感器量测数据是重要的感知数据源头之一,是实现电力系统智能分析与控制的前提条件^[1]。错误的量测数据不仅可能导致自动装置误动和拒动,还可能误导调度人员做出错误决策,严重影响电力系统安全稳定运行。然而,电压互感器故障是无法完全避免的,因此,亟需一种行之有效的电压互感器故障识别方法,当电压互感器发生故障时,能及时准确地

识别出故障,避免错误测量数据造成不良影响。

近年来,电压互感器故障识别技术受到了广泛研究,并形成诸多方法。这些方法可以归纳为以下两类:1) 基于离线试验的故障识别方法;2) 基于在线监测数据的故障识别方法。基于离线试验的故障识别方法能够准确分析故障原因,但受停电计划的限制,且难以准确反映在运电压互感器的运行状态。文献[2]通过电磁装置电压互感器吊心检查,发现高压绕组内部存在短路故障,并通过加压试验得到了进一步的证实。文献[3]通过电压互感器解体检查,发现分压电容器与电磁单元变压器之间的接线绝缘破裂导致互感器读数偏低。文献[4]通过电气试验发现中间

变压器高压侧存在匝间短路、部件烧坏或击穿等绝缘损坏,通过油样分析发现可能存在绕组匝间、层间短路等故障。基于在线监测数据的故障识别方法能够准确实时反映在运电压互感器的运行状态,及时发现故障,避免错误量测数据导致不良后果。文献[5]通过建立电容式电压互感器中电容击穿个数与二次电压波动的关系,结合EMS中的二次电压量测值,识别电压互感器故障原因。文献[6]利用电压互感器量测值分析了一起电容式电压互感器底座上端发热故障的原因,结果与离线试验分析结果相一致。文献[7]研制了一种包括电压监测装置、数据处理装置、同步时钟装置、交换机、服务器和远程接收装置的电容式电压互感器误差在线监测系统。文献[8]提出了一种直流电压互感器在线监测系统,通过监测和提取直流电压互感器典型故障的电流特征量识别故障原因,包括雷电干扰、闪络和电容击穿。

上述基于在线监测数据的故障识别方法均是结合电压互感器的结构特点和故障特征,通过分析某一个电压互感器的量测数据识别故障。这些方法仅适用于特定类型、特定结构的电压互感器,普适性较差。下面提出了一种基于多维量测数据序列的电压互感器故障识别方法,属于在线监测数据的故障识别方法。该方法通过在线分析多个电压互感器的量测数据识别故障,无需利用电压互感器的结构特征,适用于所有类型的电压互感器。首先,利用经验模态分解法对电压互感器量测数据进行去噪处理,消除噪音干扰;其次,利用时间序列分层聚类法对多维电压互感器量测数据进行分析,识别电压互感器故障位置。

1 基于经验模态分解的信号去噪

经验模态分解是一种基于信号局部特征的信号分解方法,该方法吸取了小波变换多分辨率的优势,同时克服了小波变换选取小波基与确定分解尺度的困难,是一种自适应信号分解方法^[9]。基于经验模态分解的信号去噪^[10-11]的基本思路如下:首先是信号分解,即利用经验模态分解法将原始信号分解为多个分量信号;其次是信号去噪,即分别对各分量信号进行去噪处理后,再通过信号叠加得到去噪信号。

1.1 信号分解

经验模态分解方法假设所有信号都是由若干个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)和一个残

余量(residual volume, RV)组成,其中IMF满足以下两个条件:1)信号的极值点个数与过零点个数之差必须等于或小于1;2)信号的上、下包络线的均值为0。通过经验模态分解,任何信号 s 都可以表示为

$$s = \sum_{i=1}^N f_i + V_r \quad (1)$$

式中: f_i 为第 i 个IMF; V_r 为RV; N 为IMF的总数。

经验模态分解过程就是获取 f_i 和 V_r 的过程,具体步骤如下:

- 1) 令 $i = 1$;
- 2) 令 $x = s$;
- 3) 利用三次样条函数对 x 的极大值点进行曲线拟合,得到上包络线 u ;
- 4) 利用三次样条函数对 x 的极小值点进行曲线拟合,得到下包络线 v ;
- 5) 求取上、下包络线的均值 $m = (u + v) / 2$;
- 6) 求取 x 与包络线均值的差值 $d = x - m$;
- 7) 判断 d 是否满足 IMF 的两个条件,若是,则令 $f_i = d$, $i = i + 1$,否则,令 $x = d$ 并进入步骤 3);
- 8) 判断 f_i 是否为单调函数,若是,令 $V_r = s - f_i$,否则,令 $s = s - f_i$ 并进入步骤 2)。

1.2 信号去噪

信号去噪的基本思路为:首先,采用阈值法对每个IMF进行处理;其次,对处理后的IMF和RV进行信号叠加,得到去噪信号。阈值去噪法包括硬阈值去噪法和软阈值去噪法,硬阈值方法可以很好地保留图像边缘等局部特性,而软阈值处理可以使图像边缘更加平和。结合电压互感器量测数据及其在所提方法的应用特点,采用软阈值去噪法,具体步骤如下:

- 1) 求取 f_i 的阈值 t_i 。

$$t_i = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{t=1}^L (f_i(t) - \bar{f}_i)^2} \cdot \sqrt{2 \lg L} \quad (2)$$

式中: L 为 f_i 的长度; $f_i(t)$ 为 f_i 的第 t 个分量; \bar{f}_i 为 f_i 的平均值。

- 2) 对 f_i 进行软阈值处理,处理后的 f_i 记为 F_i 。

$$F_i(t) = \begin{cases} f_i(t) - t_i, & f_i(t) \geq t_i \\ 0, & |f_i(t)| < t_i \\ f_i(t) + t_i, & f_i(t) \leq -t_i \end{cases} \quad (3)$$

- 3) 通过信号叠加求和,得到去噪信号 S 。

$$S = \sum_{i=1}^N F_i + V_r \quad (4)$$

2 基于时间序列分层聚类的故障判定

2.1 时间序列相似性度量

时间序列是指在相同时间间隔下获得,并且和时间变化顺序相关的序列值的集合^[12]。时间序列相似性度量是时间序列数据挖掘的基础,一般通过时间序列之间的距离来衡量,距离越小,相似性越大,反之亦然^[13]。时间序列之间的距离通常采用欧氏距离、动态弯曲距离和编辑距离,这里结合电压互感器量测数据及其在所提方法的应用特点,采用欧氏距离。设有时间序列 $X = \{x_i\}$ 和 $Y = \{y_i\}$, 则 X 和 Y 的欧氏距离 $d_{X,Y}$ 为

$$d_{X,Y} = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2} \quad (5)$$

一个或多个相似时间序列组成一个时间序列类,时间序列类的相似性采用平均欧氏距离表征,平均欧氏距离越小,相似性越大,反之亦然。设有两个时间序列类 $X = \{X_i\}_m$ 和 $Y = \{Y_i\}_n$, 其中 X_i 和 Y_i 为时间序列, 则 X 和 Y 的平均欧氏距离 $D_{X,Y}$ 为

$$D_{X,Y} = \frac{1}{m \times n} \sum_{X \in X} \sum_{Y \in Y} d_{X,Y} \quad (6)$$

若有 M 个时间序列类 X_1, X_2, \dots, X_M , 可采用距离矩阵 D 表示所有时间序列类之间的距离。

$$D = \begin{bmatrix} 0 & D_{1,2} & \dots & D_{1,i} & \dots & D_{1,M} \\ D_{2,1} & 0 & \dots & D_{2,i} & \dots & D_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{i,1} & D_{i,2} & \dots & 0 & \dots & D_{i,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{M,1} & D_{M,2} & \dots & D_{M,i} & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 $D_{ij} = D_{x_i, x_j}$ 。

2.2 时间序列分层聚类

时间序列分层聚类^[14-15]是以时间序列为研究对象进行分层聚类分析,首先将所有时间序列均看作不同的类,然后依次将最相似的两个类合为一类,依此类推,直到满足某一阈值条件或所有时间序列合为一类。

设有一组时间序列 $X = \{X_i\}_N$, 则时间序列分层聚类的步骤如下:

1) 把每个时间序列 X_i 看作是一个时间序列类 X_i , 计算距离矩阵, 记为 D_1 , 令 $D_{p_1, q_1} = \min(D_1)$, 其中 \min 表示取最小值;

2) 把时间序列类 X_{p_1} 和 X_{q_1} 包含的所有时间序列合为一个时间序列类, 其他时间序列类不变, 计算距离矩阵, 记为 D_2 , 令 $D_{p_2, q_2} = \min(D_2)$;

3) 依此类推, 直至某一次 D_{p_i, q_i} 大于阈值 D_{thr} 或全部时间序列合为一类。

2.3 分层聚类阈值确定及故障判定

在 500 kV 电压等级中, 电压互感器的允许测量误差为 2‰。考虑到断路器和隔离开关的接触电阻等因素, 当任意两回出线的电压互感器量测值之差超过 6‰(即 2.2 kV) 时, 则认定有电压互感器发生故障。

利用 24 h 内每隔 1 h 的电压互感器量测值进行分析, 每个电压互感器的 24 个量测值形成一个时间序列。结合上述电压互感器故障判定方法, 可根据式(8)设定分层聚类阈值 D_{thr} 为 11。

$$D_{thr} = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^2} = \sqrt{24 \times 2.2^2} \approx 11 \quad (8)$$

由于多个电压互感器同时故障的概率很小, 因此, 当利用时间序列分层聚类将电压互感器分为两类及以上时, 则认定包含电压互感器数量最多的一类是非故障互感器, 而其他是故障电压互感器。

3 案例分析

四川宜宾 500 kV 叙府变电站的 500 kV 部分包括 11 回出线, 分别是 1 号主变压器高压侧、2 号主变压器高压侧、沐叙一线、沐叙二线、叙泸一线、叙泸二线、戎叙一线、戎叙二线、平叙一线、宾叙一线、宾叙二线。春季检修时发现宾叙一线 A 相和宾叙二线 C 相的两台 500 kV 电容式电压互感器(capacitor voltage transformer, CVT) 出现电容介损异常, 经返厂解剖试验, 发现这两台 CVT 发生电容击穿。

为了避免三相运行不平衡的影响, 将所提方法分别应用于上述 11 回出线的各相 CVT 的量测数据。

1) 信号去噪

以 A 相 CVT 量测数据为例展示信号去噪效果。

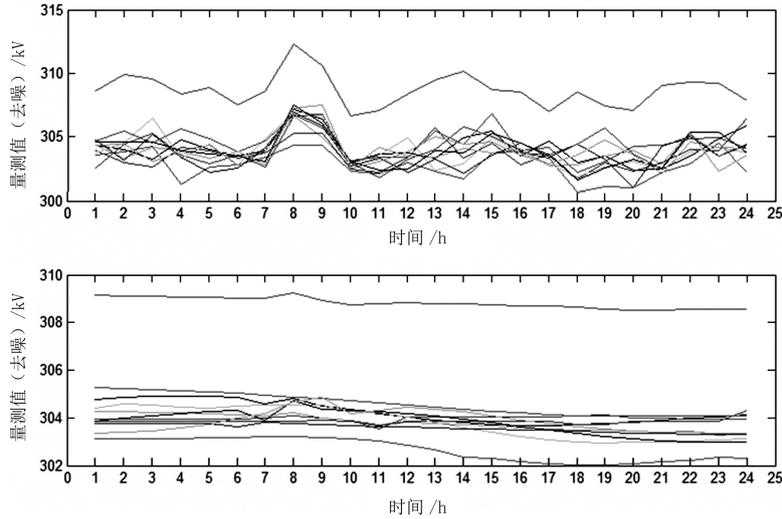


图1 去噪前后的A相CVT量测数据

叙府变电站500 kV 11回出线A相CVT的连续24个时刻的量测值如图1所示,其中,上半部分是原始数据,下半部分是利用基于经验模态分解的信号去噪法处理后的数据。

由图1可以看出,利用基于经验模态分解的信号去噪,可有效消除信号噪声,提高数据可用性,为下一步基于时间序列分层聚类的故障识别提供有利条件。

2) 电压互感器故障识别

利用时间序列分层聚类分别对A、B、C三相CVT量测数据进行聚类分析,并进行可视化展示,分别如图2、图3、图4所示。图中,横坐标表示相应出线的电压互感器编号,1为沐叙二线,2为沐叙一线,3为1号主变压器高压侧,4为叙泸一线,5为叙泸二线,6为2号主变压器高压侧,7为戎叙一线,8为戎叙二线,9为平叙一线,10为宾叙二线,11为宾叙一线;纵坐标表示时间序列类之间的平均欧氏距离;两个时间序列类的平均欧氏距离由连接它们的横线的高度表示。

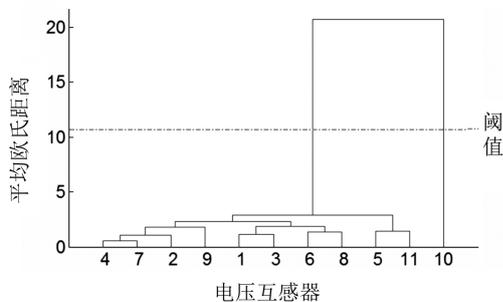


图2 A相CVT量测数据聚类结果可视化

由图2可知,电压互感器1、2、3、4、5、6、7、8、9和11号A相的量测数据序列之间的平均欧氏距离均小于阈值,而电压互感器10的量测数据序列与上述电压互感的量测数据序列的平均欧氏距离大于阈值,由此可以判定电压互感器10,也就是宾叙一线A相的电压互感器发生故障。

由图3可知,B相所有电压互感器的量测数据序列的平均欧氏距离均小于阈值,由此可以判定B相无电压互感器发生故障。

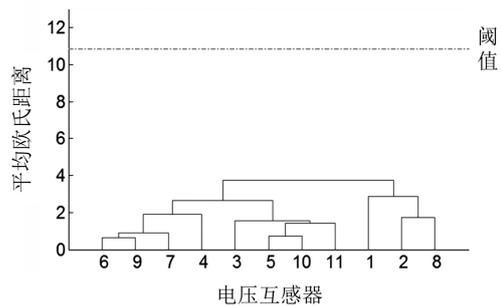


图3 B相CVT量测数据聚类结果可视化

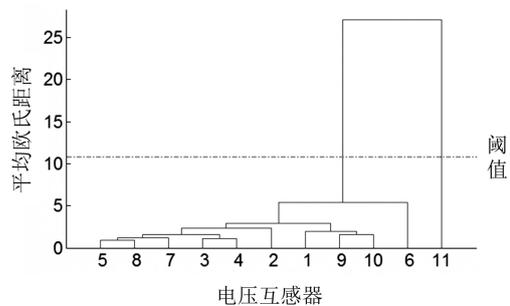


图4 C相CVT量测数据聚类结果可视化

由图4可知,电压互感器1、2、3、4、5、6、7、8、9

和 10 号 C 相的量测数据序列之间的平均欧氏距离均小于阈值,而电压互感器 11 的量测数据序列与上述电压互感器的量测数据序列的平均欧氏距离大于阈值,由此可以判定电压互感器 11,也就是叙二线 C 相的电压互感器发生故障。

综上所述,所提方法的分析结果与电压互感器的实际故障情况一致,从而表明了所提方法的正确性。

4 结 语

前面提出了一种基于多维量测数据序列的电压互感器故障识别方法,通过分析多个电压互感器的在线量测数据,能够准确实时地识别电压互感器故障,且适用于所有类型的电压互感器。该方法首先利用经验模态分解法对电压互感器量测数据进行去噪处理;然后,利用时间序列分层聚类法对电压互感器量测数据进行分析,识别电压互感器故障;最后,将所提方法应用于实际电压互感器量测数据,结果显示所提方法能够有效消除量测数据噪声,并准确识别出发生故障的电压互感器,从而验证了方法的合理性和有效性。

参考文献

[1] 张东霞,苗新,刘丽平,等.智能电网大数据技术发展研究[J].中国电机工程学报,2015,3(1):2-12.

[2] 陈文龙.浅析两起 110 kV 电容式电压互感器故障[J].高压电器,2005,31(1):80-80.

[3] 席风沛.电容式电压互感器故障分析处理[J].变压器,2010,47(6):71-72.

[16] 周悦.电线积冰形成机理研究:观测和模拟[D].南京:南京信息工程大学,2012.

[17] 邓聚龙.灰理论基础[M].武汉:华中科技大学出版社,2002.

[18] 邓聚龙.灰色系统基本方法[M].武汉:华中科技大学出版社,2004.

[19] 袁明友,肖先勇,杨洪耕,等.基于灰色理论的供电系统负荷中长期预测模型及其应用[J].四川大学学报(工程科学版),2002,34(4):33-35.

[20] 崔立志.灰色预测技术及其应用研究[D].南京:南

[4] 郑坚强,陶涛,万文博.浅析一例 110kV 电容式电压互感器二次电压失压故障[J].变压器,2012,49(7):73-76.

[5] 林浩,倪学锋,王岩,等.基于 EMS 数据的电容式电压互感器在线监测系统研究[J].电测与仪表,2015,52(4):1-7.

[6] 邱太洪,罗容波,李国伟,等.电容式电压互感器二次电压在线监测在故障检测分析中的应用[J].变压器,2015,52(9):70-73.

[7] 张福州,刘鹏,黄嘉鹏,等.电容式电压互感器误差在线监测系统的研制[J].电测与仪表,2016,53(s1):53-57.

[8] 李坤,邵明鑫,汪本进,等.±1100 kV 直流电压互感器在线监测系统研究[J].高压电器,2017,12(6):1-7.

[9] 郑祖光.经验模态分析与小波分析及其应用[M].北京:气象出版社,2010.

[10] 贾嵘,徐其惠,田录林,等.基于经验模态分解和固有模态函数重构的局部放电去噪方法[J].电工技术学报,2008,23(1):13-18.

[11] 钱勇,黄成军,陈陈,等.基于经验模态分解的局部放电去噪方法[J].电力系统自动化,2005,29(12):53-56.

[12] 杨位钦,顾岚.时间序列分析与动态数据建模(修订本)[M].北京:北京理工大学出版社,1988.

[13] 陈湘涛,李明亮,陈玉娟.基于时间序列相似性聚类的应用研究综述[J].计算机工程与设计,2010,31(3):577-581.

[14] 方开泰,潘恩沛.聚类分析[M].北京:地质出版社,1982.

[15] 吕黎.面向相似性的时间序列聚类方法研究[D].武汉:华中科技大学,2006.

作者简介:

龙 呈(1987),博士,主要从事变电站自动化技术研究。
(收稿日期:2018-07-25)

=====

(上接第 36 页)

京航空航天大学,2010.

[21] 邓聚龙.灰预测与灰决策[M].武汉:华中科技大学出版社,2002.

[22] 汪进峰.高压输电线路安全运行状态分析建模与仿真[D].武汉:武汉理工大学,2012.

作者简介:

莫思特(1969),副教授、博士,研究方向为电气工程;
曾 琦(1977),博士、讲师,研究方向为电力系统稳定和控制、高压直流输电。

(收稿日期:2018-08-19)