

基于小波奇异值和支持向量机的高压线路故障诊断

高彩亮, 廖志伟, 岳 苓, 黄少先

(华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 提出了基于小波奇异值 (WSV) 和支持向量机 (SVM) 的电力系统故障类型识别的新方法。利用 WSV 来量化故障特征, 再与 SVM 结合进行故障类型识别。对故障线路三相电流信号进行小波包变换分解, 获取故障信号的小波细节系数; 利用相重构技术将小波细节系数向量形成系数矩阵, 并对该矩阵作奇异值分解, 获取小波奇异值; 将小波奇异值向量输入到 SVM 分类器进行故障类型识别。仿真表明, 对于不同的故障类型, 其小波奇异值分布明显不同, 而对于同一类型故障, 其小波奇异值分布在不同的故障位置、过渡电阻的情况下仍保持很大的相似性。SVM 具有训练样本少、训练时间短、识别率高等优点。

关键词: 小波分析; 奇异值分解; 小波奇异值; 支持向量机

Fault diagnosis of HV transmission lines based on wavelet singular value and support vector machine

GAO Cai-liang, LIAO Zhi-wei, YUE Ling, HUANG Shao-xian

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

Abstract: Based on the wavelet singular value (WSV) and support vector machines (SVM), a new fault diagnosis method in HV transmission lines is proposed. The new method uses wavelet singular value to quantify the fault signature and combines it with support vector machines for the fault type identification. First of all, using wavelet to decompose the three-phase fault current and obtain the wavelet detail coefficient of the fault signal. Secondly, according to the phase space reconstruction theory, forming the coefficient matrix with the wavelet detail coefficient and obtaining the wavelet singular value by using singular value decomposition to the coefficient matrix. Thirdly, inputting the wavelet singular value into the SVM classifier and identifying the fault type. The simulation results show that the wavelet singular value distribution is obviously different to different faults, and to the same faults, the wavelet singular value distribution is similar under different fault transition resistance and location. SVM has the advantages of less training samples, short training time and high recognition rate.

Key words: wavelet analysis; singular value decomposition; wavelet singular value; support vector machines

中图分类号: TM711

文献标识码: A

文章编号: 1674-3415(2010)06-0035-05

0 引言

正确的故障类型识别是高压输电线路保护中自动重合闸的重要前提, 如距离保护需要准确的故障选相; 新型行波保护、暂态量保护也离不开故障选相。因此, 快速准确的线路故障类型识别具有重要意义。故障类型识别包括故障特征提取和根据故障特征进行分类。线路发生故障时产生的电流或电压信号都是非平稳信号。小波分析在分析非平稳信号具有很大的优势, 文献[1-3]已通过小波分析进行了故障特征提取的相关研究。

小波奇异值 (wavelet singular value, WSV) 是小波分析和奇异值分解相结合的产物, 其基本思想

是把小波系数向量通过某种重构技术形成矩阵, 通过对该矩阵的奇异值分解得到奇异值^[4], 该奇异值文中就称为小波奇异值。由于小波分析提取故障特征的过程中受到小波基和分解层数的选取的影响较大, 不利于故障类型的识别。所以本文就在小波分析的基础上, 对小波分解系数做进一步的处理, 以减小小波基和分解层数对小波分析的影响。于是就提出了前面所述的小波奇异值这样一个概念。奇异值具有良好的稳定性、比例不变性、旋转不变性和降维压缩特性, 因此在不改变原有特征的基础上可以提高所提取的特征的稳定性, 又可将特征矩阵还原成特征向量。这样就可以减少分类算法的计算时间。

支持向量机(Support vector machine, SVM)是一种非参数机器学习方法,能够较好地解决模型选择问题、过学习与欠学习问题、非线性与维数灾难问题以及局部极小点等问题。由于 SVM 的理论特性, SVM 方法在预测精度和运算速度方面都优于前向网络(BP)、径向基网络(RBF)等方法,并且由于 SVM 处理非线性数据能力、预测能力可随实验数据完备而得到不断改进,再加上能够较好避免过学习问题等诸多优点, SVM 可以推广到函数拟合、特征提取等其他机器学习问题,具有很宽的应用领域^[5]。文献[6-8]在利用支持向量机进行分类方面都做了相关研究,取得了一定的成果。

本文将小波奇异值和支持向量相结合构成故障类型识别的新方法。首先,对采样到的故障电流信号进行小波分解,获取小波细节系数。其次,通过相重构技术将小波系数向量重构成特征矩阵,并对其进行奇异值分解,获取小波奇异值。最后,将小波奇异值输入到 SVM 进行学习训练,进行故障类型识别。仿真实验表明,该方法能有效和快速地识别出各种线路故障类型。

1 小波奇异值的获取

1.1 小波多分辨率分析

多分辨率分析又称为多尺度分析,是建立在函数空间概念上的理论,但其思想的形成来源于工程。在二分情况下 Mallat 从函数的多分辨率空间分解出发,在小波变换与多分辨率分析之间建立起联系。Daubechies 把函数空间分解引出的多分辨率分析概念和由离散序列入手的金字塔式压缩编码两种殊途同归的方法的异同点作了很好的总结,并初步与滤波器组的概念联系起来。

由多分辨率分析的定义:

$$\cdots, V_0 = V_1 \oplus W_1, V_1 = V_2 \oplus W_2, \cdots, V_j = V_{j+1} \oplus W_{j+1}, \cdots$$

对于任意函数 $f(t) \in V_0$, 我们可以将它分解为细节部分 W_1 和大尺度逼近部分 V_1 , 然后将大尺度 V_1 进一步分解。如此重复就可以得到任意尺度(或分辨率)上的逼近部分和细节部分。这就是多分辨率分析的框架。

设 $f_s^j(t)$ 为函数 $f(t)$ 向尺度空间 V_j 投影后所得到的 j 尺度下的概貌信号, 则

$$f_s^j(t) = \sum_k c_{j,k} \phi_k(2^{-j}t) = \sum_k c_{j,k} \phi_{j,k}(t), k \in Z \quad (1)$$

其中

$$c_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle \quad (2)$$

称为尺度展开系数。

若将函数 $f(t)$ 向不同尺度的小波空间 W_j 投影, 则可得到不同尺度下的细节信号 f_d^j

$$f_d^j(t) = \sum_k d_{j,k} \phi_k(2^{-j}t) = \sum_k d_{j,k} \phi_{j,k}(t), k \in Z \quad (3)$$

其中:

$$d_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle \quad (4)$$

称为小波展开系数。

若将 $f(t) \in L^2(R)$ 按以下空间组合展开:

$$L^2(R) = \sum_{j=-\infty}^J W_j \oplus V_j \quad (5)$$

其中: J 为任意设定的尺度, 则

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^J \sum_{k=-\infty}^{\infty} d_{j,k} \phi_{j,k}(t) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \phi_{j,k}(t) \quad (6)$$

称式(2)和式(4)为正交小波变换的分解公式, 式(6)为离散正交小波变换综合公式。由此可知, 离散正交小波变换同多分辨率分析的思想是一致的, 多分辨率分析理论为正交小波变换提供了数学上的理论基础^[9]。

1.2 奇异值分解

矩阵 $A \in R^{m \times n}$, 则存在正交矩阵

$$U = [u_1, u_2, \cdots, u_m] \in R^{m \times m}$$

$$V = [v_1, v_2, \cdots, v_n] \in R^{n \times n}$$

使得 $U^T A V = \text{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_p] = \Sigma$,

$p = \min(m, n)$ 。即

$$A = U \Sigma V^T \quad (7)$$

则该式称为 A 的奇异值分解。其中 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_p \geq 0$, $\sigma_i (i=1, 2, \cdots, p)$ 为 A 的奇异值。

奇异值具有良好的稳定性、比例不变性、旋转不变性和降维压缩特性。将矩阵进行奇异值分解, 再通过奇异值降维压缩可获得矩阵的有效秩, 这里的有效秩为所保留的奇异值的个数。奇异值的这些特性能有效地反应矩阵的特征^[10]。

1.3 提取小波奇异值

小波奇异值的获取可分为以下步骤:

(1) 对原故障信号进行一定层数的小波分解;

(2) 根据小波细节系数向量构成特征矩阵;

这里特征矩阵的形成采用相重构技术。假设具有某故障的电流信号序列为 $\{x_1, x_2, x_3, \cdots, x_n\}$, 按照文献[11]重构的吸引子矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \dots & x_{m+n-1} \end{bmatrix}$$

在本文的实际应用中, 序列 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 采用小波变换的最后一层细节系数序列, 并把矩阵中下标大于 n 的元素设为零。

(3) 对上一步中得到的特征矩阵进行奇异值分解, 提取小波奇异值。

2 支持向量机

支持向量机的主要思想是针对两类模式的分类问题, 在高维空间中寻找一个超平面作为两类模式的分界面, 以保证最小的错误率。

如果学习样本是线性可分的, 则分类面方程可表示为:

$$g(x) = w \cdot x + b \quad (8)$$

对它进行归一化, 使两类所有样本都满足 $|g(x)| \geq 1$, 即使得离分里面最近的样本满足 $|g(x)| = 1$, 这样, 线性可分的样本集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x \in R^m, y \in \{1, -1\}$ 满足

$$y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

此时分类间隔等于 $2/\|w\|$, 使分类间隔最大就等价于使 $\|w\|^2$ 最小, 因此满足条件(9)且使 $\|w\|^2$ 最小的分类面就叫最优分类面。

根据上面的讨论, 最优分类面问题可以表示成如下的约束优化问题, 即在条件(9)的约束下, 求函数

$$\phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} (w \cdot w) \quad (10)$$

的最小值, 式(10)中, “ \cdot ” 为向量内积算子。为此可以定义以下的拉格朗日函数:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} (w \cdot w) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \{y_i [(w \cdot x_i) + b] - 1\} \quad (11)$$

其中: $\alpha_i > 0$ 为拉格朗日系数, 我们的问题是对 w 和 b 求式(11)的最小值。把式(11)分别对 w 和 b 偏微分并令它们等于 0, 就可以将原问题转化为如下这种较简单的对偶问题:

$$\begin{aligned} \max \quad & Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \end{aligned}$$

$$\alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

若 α_i^* 为最优解, 则

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i \quad (13)$$

即最优分类面的权系数向量是训练样本向量的线性组合。

对于非线性分类, 则可以通过非线性变换把样本变换到高维特征空间, 然后在变换空间求最优分类面^[12]。

3 基于小波奇异值和支持向量机的线路故障诊断技术

高压线路的故障类型有很多, 比如三相接地短路、单相接地短路、两相接地短路、两相相间短路以及断线等^[13]。它们当中有的故障引起的线路故障电流的暂态过程是相似的, 为了能准确地诊断出故障和故障原因, 就必须采用准确的故障特征提取技术和故障分类技术。故障信号多是非平稳的, 小波分析在分析非平稳的故障信号方面有很大优势。小波奇异值在能准确提取原信号的故障特征外, 可以减少需要处理数据的维数, 提高支持向量机的训练速度。支持向量机是很好的二分类工具, 它可以实现小样本训练并能达到很好的分类效果, 上节中已经介绍了支持向量机分类技术的原理。综上所述, 本文提出了基于小波奇异值和支持向量机的故障类型识别算法。具体算法步骤为:

(1) 提取故障信号的小波奇异值。

(2) 将奇异值作为 SVM 的训练样本进行学习训练。

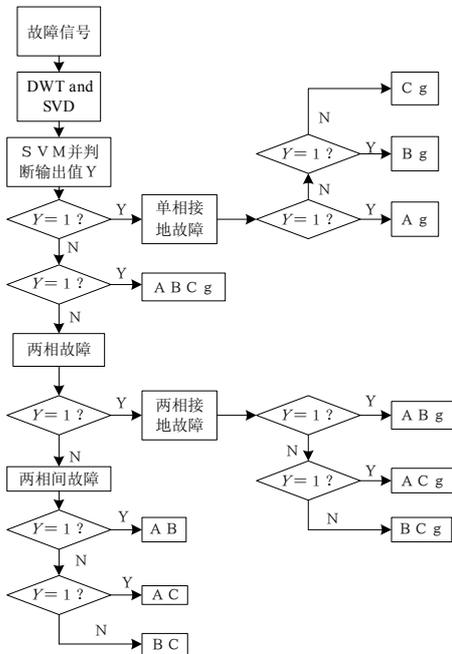
(3) 提取待诊断样本的小波奇异值, 输入到 SVM, 得到诊断结果。

支持向量机是二分类算法, 文中要诊断的故障类型不止 2 类, 这就必须设计出基于支持向量机的多分类方法。具体诊断流程见图 1 所示。

4 仿真实验验证及结果分析

本文所用到的训练样本和诊断样本数据都是通过仿真实验得到的。仿真模型简图如图 2 所示。模型是一简化的 500 kV 双端供电输电系统, 线路全长 200 km, 线路采用分布参数模型。仿真软件采用 EMTDC 仿真软件。取 M 端母线处的三相电流信号作为故障诊断的原始输入信号。小波变换选取 db5 基小波, 对信号作 4 层分解。图 3 示出了不同的过渡电阻和故障位置时的三相接地故障奇异值曲线, 由图可知,

对于同一类型故障，其奇异曲线在不同的过渡电阻和故障位置的情况下，除少数外，大部分具有很好的相似性。这也说明，过渡电阻和故障位置对用奇异值量化故障特征的影响是很小的。



图中，Ag、Bg、Cg 表示 A、B、C 相接地故障，ABCg 表示三相接地故障，ABg、BCg、ACg 表示 AB、BC、CA 两相接地故障，AB、BC、AC 表示 AB、BC、CA 两相相间短路故障。

图 1 诊断流程图

Fig.1 Chart of the diagnostic flow

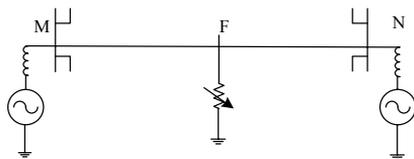


图 2 仿真模型图

Fig.2 Simulation model chart

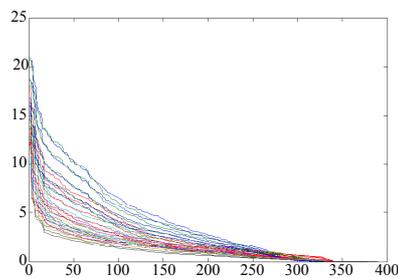


图 3 不同的过渡电阻和故障位置时的三相接地故障奇异值曲线

Fig.3 Singular value curves of three-phase ground fault under different fault transition resistance and location

图 4 示出了两种故障类型下的奇异值曲线。由图可知，不同故障的奇异值曲线分布是不同的，这包括奇异值的最大值，奇异值曲线的拐点。这说明根据奇异值是可以将不同故障类型进行区分的。

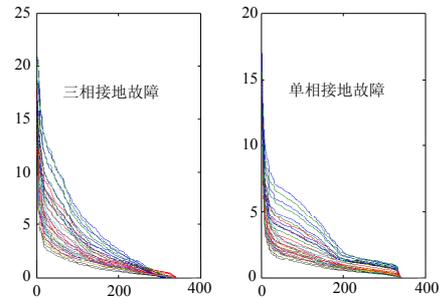


图 4 两种故障类型下的奇异值曲线

Fig.4 Singular value curves under the two different fault types

学习样本的获取：本文共设置了 10 种故障，分别是三相接地短路，两相接地短路三种，两相相间短路三种，单相接地短路三种。故障地点分别设置在 50 km、70 km、100 km、130 km、150 km 处，过渡电阻值设置为 0 Ω、10 Ω、30 Ω、50 Ω、80 Ω、100 Ω 和 150 Ω 共 7 个值，这样就获得 350 个学习样本。利用 SVM 进行学习训练。然后根据图 1 流程进行故障类型识别。

为了验证本文方法的有效性，对包含 10 种故障的 220 个新样本进行了测试，这些故障的过渡电阻和故障位置是按照现实故障情况设定的。其总的识别率为 97.27%，其中三相接地短路识别率为 86.36%，单相接地故障识别率都为 100%，两相接地故障识别率为 95.45%，两相相间故障识别率为 100%。同时，对上述 350 个训练样本和 220 个测试样本采用 BP 神经网络方法进行分类，其具体诊断效果见表 1。由表 1 可知，在同等条件下，与 BP 神经网络相比，本文方法的训练速度提高了 4 倍多，单相接地故障和两相接地故障的诊断准确率也提高了不少。由上可知，应用本文方法可以快速准确地诊断出高压线路故障相。

表 1 支持向量机和 BP 神经网络分类效果对比

| | 训练时间/s | 故障识别率 | | | |
|---------|--------|--------|------|--------|--------|
| | | 单相 | 两相间 | 两相接地 | 三相接地 |
| 本文方法 | 82.1 | 100% | 100% | 95.45% | 86.36% |
| BP 神经网络 | 344.6 | 77.27% | 100% | 90.91% | 86.36% |

5 结论

(1) 将小波包变换与奇异值分解结合使用,可以克服普通小波分析中对小波基和分解层数准确选取的依赖。用小波奇异值来量化故障特征,可以克服外界条件变化对特征值的影响。该方法几乎不受故障位置和接地过渡电阻不同的影响。

(2) 支持向量机可以实现小样本训练,并能达到很好的分类效果。与神经网络分类方法相比,该方法训练速度较快,分类准确率较高,能克服神经网络训练时间较长,过学习、容易陷入局部最小等问题。

(3) 支持向量机的训练在诊断之前就已经完成,这样,样本数的增加并不会影响诊断的时间,只是影响训练的时间,诊断所花费的时间是很短的,因此该方法可以应用到电力系统在线故障诊断中去。

参考文献

- [1] 林凌霄,张尧,钟庆,等. 基于小波能量统计法的 HVDC 换相失败故障诊断[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(23): 61-63.
LIN Ling-xue, ZHANG Yao, ZHONG Qing, et al. Fault Diagnosis of Commutation Failures in the HVDC System Based on a Method of Wavelet Energy Statistics [J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(23): 61-63.
- [2] 何正友,蔡玉梅,钱清泉.小波熵理论及其在电力系统故障检测中的应用研究[J].中国电机工程学报, 2005, 22(5): 38-43.
HE Zheng-you, CAI Yu-mei, QIAN Qing-quan. A Study of Wavelet Entropy Theory and Its Application in Electric Power System Fault Detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 38-43(in Chinese).
- [3] 林湘宁,刘沛,杨春明.基于小波分析的超高压输电线路无通信全线速动保护方案[J].中国电机工程学报, 2001, 21(6): 9-14.
LIN Xiang-ning, LIU Pei, YANG Chun-ming. A Wavelet Analysis Based on Communication Protection Scheme for Transmission Lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(6): 9-14.
- [4] 梁霖,徐光华,刘弹.小波-奇异值分解在异步电机转子故障特征提取中的应用[J].中国电机工程学报, 2005, 25(19): 111-115.
LIANG Lin, XU Guang-hua, LIU Dan, et al. A Feature Extraction Method of Rotor Faults of Induction Motor Based on Continuous Wavelet Transform and Singular Value Decomposition[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(19): 111-114.
- [5] 翟海龙. 支持向量机在船舶柴油机故障诊断中的应用[D]. 上海: 上海海事大学, 2007.
ZHAI Hai-long. Application of Support Vector Machine in the Marine Diesel Engine Fault Diagnosis[D]. Shanghai: Shanghai Maritime University, 2007.
- [6] 赵文清,朱永利,张小奇. 应用支持向量机的变压器故障组合预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(25): 14-19.
ZHAO Wen-qing, ZHU Yong-li, ZHANG Xiao-qi. Combinational Forecast for Transformer Faults Based on Support Vector Machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(25): 14-19.
- [7] 张全明,刘会金. 最小二乘支持向量机在电能质量扰动分类中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(1): 106-110.
ZHANG Quan-ming, LIU Hui-jin. Application of LS-SVM in Classification of Power Quality Disturbances[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(1): 106-110.
- [8] 冯志刚,王祁,徐涛,等. 基于小波包和支持向量机的传感器故障诊断方法[J]. 南京理工大学学报: 自然科学版, 2008, 32(5): 609-614.
FENG Zhi-gang, WANG Qi, XU Tao, et al. Sensor Fault Diagnosis Based on Wavelet Packet and Support Vector Machines[J]. Journal of Nanjing University of Science of Technology: Natural Science Edition, 2008, 32(5): 609-614.
- [9] Shahid Ahmed, LI Er-ping. Application of Singular Value Decomposition on FDTD Simulation Result—a Novel Approach for Modal Analysis of Complex Electromagnetic Problems[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2004, 14(11): 519-521.
- [10] 张琳,曹一家. 基于奇异值分解方法的 FACTS 交互影响分析[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(5): 20-24.
ZHANG Lin, CAO Yi-jia. Analysis on the Interaction of FACTS Controllers Based on the SVD Method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(5): 20-24.
- [11] 吕志民,张武军,徐金梧. 基于奇异谱的降噪方法及其在故障诊断技术中的应用[J]. 机械工程学报, 1999, 35(3): 85-88.
Lü Zhi-min, ZHANG Wu-jun, XU Jin-wu. A Noise Reduction Method Based Singular Spectrum and Its Application in Machine Fault Diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 1999, 35(3): 85-88.

(下转第 51 页 continued on page 51)

=0.06%。

按照上述设备搭建校准系统, 已知被测互感器二次电压额定值为 4 V, 标准互感器二次额定电流值为 5 A, 标准转换装置为 5 A/4 V, 被测互感器的输出为 $4 \times (1+0.2\%) = 4.008$ V。则额定值下系统最大误差为: 标准通道信号在校验仪上读数最小为: $4 \text{ V} \times (1-0.02\%) \times (1-0.02\%) \times (1-2\%) = 3.918$ V, 实际误差信号在校验仪上的读数为: $4 \times (0.2\%+0.02\%+0.02\%) \times (1+2\%) = 0.009792$ V, 那么对于实际误差 f_0 为+0.2%的互感器, 校准系统实测最大误差值为:

$$f_{\max} \approx \frac{\Delta f}{I_p} \times 100\% = \frac{0.009792}{3.918} \times 100\% \approx 0.25\% \quad (5)$$

校准系统的误差为:

$$\beta = f_{\max} - f_0 = 0.25\% - 0.2\% = 0.05\% \quad (6)$$

基于 $0.05\% < 0.06\%$, 从而可知搭建的校准系统满足实际需求。

校准系统中标准器的误差为: 0.02% (标准电流互感器)+ 0.02% (信号转换装置)= $0.04\% < 0.05\%$; 校验仪引入的误差为: $0.05\% - 0.04\% = 0.01\% < 0.02\%$ 。因此在上述校准系统中, 标准器满足比被测互感器高两个准确度等级的要求, 以及校验仪引入的误差小于被测互感器 1/10 的要求, 完全满足 0.2 级电流互感器的校准要求。

4 结束语

依据上述搭建的校准系统不仅在实际应用完全满足模拟型电子互感器的精度测试要求, 而且其标准器具均具有可溯源性, 但在建立适用的校准系统时, 须注意以下两个方面:

(1) 选取标准互感器时, 必须要考虑信号转换装置带来的误差, 两者的准确度之和要高于被测互

感器两个级别。

(2) 电子式互感器校验仪的引入误差不得超过被测互感器准确度等级的 1/10。

参考文献

- [1] JJG313-94, 测量用电流互感器检定规程[S]. JJG313-94, Verification Regulation of Current Transformers of Measuring Service[S].
- [2] JJG314-94, 测量用电压互感器检定规程[S]. JJG314-94, Verification Regulation of Voltage Transformers of Measuring Service[S].
- [3] GB.T 20840.7-2007, 互感器 第7部分: 电子式电压互感器[S]. GB.T 20840.7-2007, Instrument Transformers- Part7: Electronic Voltage Transformers[S].
- [4] GB.T 20840.8-2007, 互感器 第8部分: 电子式电流互感器[S]. GB.T 20840.8-2007, Instrument Transformers- Part8: Electronic Current Transformers[S].
- [5] 余春雨, 叶国雄, 等. 电子式互感器的校准方法与技术[J]. 高电压技术, 2004, 30 (4): 20-22. YU Chun-yu, YE Guo-xiong, et al. Calibration Technique of Electronic Instrument Transducers[J]. High Voltage Engineering, 2004, 30 (4): 20-22.

收稿日期: 2009-04-16; 修回日期: 2009-06-15

作者简介:

郭伟 (1980-), 男, 工程师, 主要从事电子式互感器及相关产品测试方法和测试技术的研究工作; E-mail: guowei@xjgc.com

张红超 (1977-), 男, 工程师, 主要从事电力系统产品功能、EMC 检测和标准研究工作;

于朝辉 (1971-), 男, 高级工程师, 主要从事电力系统产品测试和测试技术的研究工作。

(上接第 39 页 continued from page 39)

[12] 林吉良, 蒋静坪. 基于支持向量机的移动机器人故障诊断[J]. 电工技术学报, 2008, 23(11): 173-177.

LIN Ji-liang, JIANG Jing-ping. Fault Diagnosis for a Mobile Robot Based on Support Vector Machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(11): 173-177.

[13] 何正友, 符玲, 麦瑞坤, 等. 小波奇异熵及其在高压输电线路故障选相中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(1): 31-36.

HE Zheng-you, FU Ling, MAI Rui-kun, et al. Study on Wavelet Singular Entropy and Its Application to Faulty

Phase Selection in HV Transmission Lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(1): 31-36.

收稿日期: 2009-04-14; 修回日期: 2009-06-29

作者简介:

高彩亮 (1983-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统稳定运行与控制; E-mail: gaocailiang@163.com

廖志伟 (1973-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力系统故障诊断、分析以及电力系统智能控制;

岳苓 (1983-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统稳定运行与控制。