

# 基于主元分析的电容式电压互感器计量性能在线评估

韩海安<sup>1</sup>, 张竹<sup>2</sup>, 王晖南<sup>1</sup>, 李红斌<sup>2</sup>, 薛建立<sup>1</sup>, 邵龙<sup>1</sup>

(1. 国网山西省电力公司计量中心, 山西 太原 030032;

2. 华中科技大学 电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 电容式电压互感器(CVT)在运行过程中误差稳定性不高,易出现计量误差超差现象,直接影响电能计量的准确性。现有的利用标准电压互感器定期离线校验的方式存在过修和欠修等问题,已不适应智能变电站对关键设备在线监测的运行要求。提出了一种基于主元分析的在运 CVT 计量性能状态评估方法,采集三相 CVT 输出的二次模拟信号,利用主元分析的方法将电网一次信号波动和 CVT 自身异常造成的计量偏差相互分离,提取运行过程中测量数据的特征统计量,分析统计量的变化评估在运 CVT 的计量性能。实验结果表明所提方法可准确监测 0.2 级 CVT 的计量偏差状态,实现在运 CVT 计量性能的准确评估。

**关键词:** 电容式电压互感器;在线评估;计量性能;误差;主元分析

**中图分类号:** TM 451

**文献标识码:** A

**DOI:** 10.16081/j.issn.1006-6047.2019.05.030

## 0 引言

电容式电压互感器 CVT(Capacitor Voltage Transformer)是电力系统重要的计量和保护装置,主要由电容分压单元和电磁单元两部分组成<sup>[1]</sup>。与传统的电磁式电压互感器(PT)相比,CVT 的主回路无电磁单元,绝缘结构简单,重量轻,避免了传统电压互感器由于铁芯饱和引起的电网谐振现象。但 CVT 的等效电路较传统电压互感器更复杂,增加了电容分压单元、补偿电抗器等部件。CVT 会因内绝缘介质老化、受潮、电容击穿、外部污秽以及环境温湿度等因素导致电容分压单元的容量、介质损失角正切值、外绝缘泄漏电流等参量发生变化,进而影响 CVT 输出的幅值误差和相位误差<sup>[2]</sup>。相比于传统电压互感器,CVT 的计量精度相对较低,需要对在运 CVT 的计量状态进行及时可靠的评估。

目前对于在运 CVT 计量性能的状态评估采用的主要方法为在离线状态下按照一定的检定周期利用标准电压互感器进行比对<sup>[3]</sup>,其缺点是需对电网进行非故障性停电操作,这对于高压输变电线路是很难实现的。文献[4]针对这一问题研究了一种电子式电压互感器带电校验方法,可借鉴给 CVT 的带电校验,但其仍然是在一定的检定周期下设计可靠的标准电压互感器带电投入的方法进行计量性能校验。但由于标准电压互感器运行环境要求的苛刻性,该方法也只能进行短时带电校验。传统的按照一定的检定周期利用标准器对 CVT 的计量性能进行校验评估实质上是一种时域上的抽样评估,即以离散时间点上的计量状态评价设备的运行状态,随机性较大且效果不理想,需研究一种脱离高级标准电压互感器条件下的 CVT 计量性能在线评估方法。

如何在脱离高级标准器的条件下实现高精度传

感设备的误差状态在线评估是计量领域的重大难题。相关学者对此进行了一定的探索,方法主要分为信号处理、模型解析。文献[5]针对电子式互感器的状态突变提出了一种基于小波变换的评估方法,文献[6]研究了基于小波-分形理论的电子式互感器的故障诊断方法,文献[7]研究了基于小波神经网络的电子式互感器的故障诊断方法。这一类基于信号处理的方法都是基于电网的一次信号稳定的假设前提,而实际电网运行过程中的一次物理状态量是满足高斯分布的随机变量<sup>[8-9]</sup>。且该类方法只能针对电压互感器的突变性故障进行状态评估,无法用于评估 CVT 的渐变误差变化情况,而误差的长期渐变对于计量设备而言,是更为关注的性能指标。文献[10]提出了一种基于电流观测器的电子式电流互感器渐变故障诊断方法,文献[11]研究了一种基于多参量退化模型的智能变电站数字电能计量系统误差评估方法。这 2 种方法必须依赖精确的数学物理模型。由于建立模型时存在一系列的假设条件,且电力系统的模型参数还易受环境的影响,故所建立的数学模型对 CVT 计量状态评估 0.2 级的准确度要求存在差距,同时也不具备普遍适用性。

针对现有方法的不足,本文提出一种新的 CVT 计量性能在线评估思路,即发掘在电网运行过程中某些已知规律的参考量,根据 CVT 的输出值判断该参考量是否符合已知规律,从而对 CVT 计量误差的统计规律是否异常做出判断,实现 CVT 计量性能的在线监测和评估。基于该思路,本文研究了一种基于主元分析的 CVT 计量性能在线评估方法:采集三相 CVT 输出的二次模拟信号,利用主元分析方法将电网一次波动、CVT 自身异常造成的计量偏差相互分离,提取运行过程中测量数据的特征统计量,分析统计量的变化,评估在运 CVT 的计量性能。实验分析表明该方法可有效评估 0.2 级 CVT 计量误差状态。

## 1 CVT 计量误差理论分析

CVT 的物理结构图如图 1 所示,其主要由电容分压单元和电磁单元两部分组成。电容分压器由瓷套和装在其中的若干串联电容芯子组成,并充以 CVT 绝缘油;电磁单元由装在密封油箱内的中间变压器、补偿电抗器和阻尼装置等组成。电网电压经电容分压器单元分压后,由电磁式互感器进行降压和隔离,输出多组计量和保护电压信号。

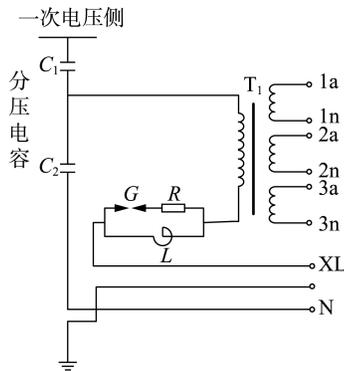


图 1 CVT 的物理结构

Fig.1 Physical structure of CVT

正常情况下 CVT 的测量数据与一次电压信号的真实值存在一定的偏差。当系统正常运行时,该偏差值误差较小,满足 0.2 级计量准确度需求,主要由以下两部分组成:①由自由噪声  $v_i$  组成的随机误差;②系统误差  $s_x$ ,由 CVT 的性能结构决定。

在 CVT 的运行过程中,当由于运行环境等原因导致各个功能单元发生异常时,将导致随机误差和系统误差增大,影响 CVT 的计量准确度。CVT 的二次输出信号可表示为:

$$x_i = kA_i + v_i + s_x + f_i \quad (1)$$

其中,  $x_i$  为 CVT 的二次测量值;  $A_i$  为一次物理电压信号的真实值;  $k$  为 CVT 的传感系数;  $f_i$  为部件工作异常造成的测量偏差,对应于不同的异常类型,  $f_i$  有不同的表现形式。

### a. 随机误差。

电网的频率波动会影响 CVT 的测量误差,由电网频率变化引起的附加误差的数学模型为:

$$E_{n1} \sim N(0, \sigma_1^2) \quad (2)$$

其中,  $E_{n1}$  为由频率变化引起的附加误差;  $\sigma_1^2$  为附加误差的方差变化。

### b. 固定误差。

当 CVT 的二次负载发生投切现象、CVT 的周围增/减带电体以及在环境老化作用下 CVT 的电容发生击穿时, CVT 的计量误差将发生异常改变,且在异常现象持续的过程中误差的符号和大小固定不变。此时 CVT 附加误差的数学模型为:

$$E_{n2} = b_{f(t-t_1)} - b_{f[t-(t_1+t_2)]} \quad (3)$$

其中,  $b_{f_i}$  为阶跃函数;  $t_1$  为误差影响因素的发生时刻;  $t_2$  为误差影响因素的结束时刻,对于电容击穿现象有  $t_2 \rightarrow \infty$ 。

### c. 周期性变化误差。

一般情况下, CVT 所处的运行环境是周期性变化的,在温度、湿度的影响下 CVT 附加误差的数学模型为:

$$E_{n3} = F_{f_i} \quad (4)$$

其中,  $F_{f_i}$  为周期性变化函数。

### d. 渐变型误差。

CVT 在环境温度、湿度和电场环境的综合作用下会发生电、热、湿环境老化。同时随着污秽的逐渐沉积,会使得 CVT 电容分压单元的参数发生渐变型变化,造成 CVT 的计量误差发生渐变型。这种误差形式也是 CVT 在运行过程中最为关注也是最难分辨的一种误差,此时 CVT 附加误差的数学模型为:

$$E_{n4} = m_{f_i} \quad (5)$$

其中,  $m_{f_i}$  为关于时间的渐变函数。

综合上述分析可知,在多种影响因素的综合作用下 CVT 二次输出的数学模型为:

$$x_i = kA_i + v_i + s_x + E_{n1} + E_{n2} + E_{n3} + E_{n4} \quad (6)$$

由式(6)可知,若能准确分析电网的一次物理状态量,则可评估 CVT 的计量误差状态。现有的基于信号处理的方法正是基于电网一次物理信号稳定的假设条件实现的,在这类方法中评估标准量是稳定的一次物理信号。基于模型解析的方法则是基于求取电网一次物理状态量的真值实现的,在这类方法中评估标准量是建立的数学模型。要准确评估电网一次电压的波动对 CVT 计量误差的影响,需将二者进行有效的分离。

## 2 CVT 计量性能在线评估

三相 CVT 在运行过程中会产生大量的测量数据,由于电网输电系统是三相运行的,三相一次电压信号存在线性相关性,可利用统计分析的方法对其进行相关性分析。在统计学中常见的相关性分析方法有二元变量相关分析、回归分析、关联分析以及聚类分析等。其中,二元变量相关分析主要针对二元统计量的统计相关性分析;回归分析<sup>[12]</sup>是运用统计推断的方式推测多元变量之间相关性的有无和形式;关联分析<sup>[13]</sup>最经典的算法是 Apriori 算法,用于发掘数据属性之间潜在的有利用价值的联系,该方法主要用于商业数据分析;聚类分析<sup>[14]</sup>是一种探索性的分析方法,根据数据集的属性相关性对数据集进行分析。上述几种相关性分析方法主要用于数据相关性的探索,并不适用于将关联数据与其他类型的数据进行相互分离。本文主要采取一种基于主元

分析<sup>[15-17]</sup>的数据相关性分析方法。该方法适用于海量数据的特征提取和降维,从几何角度定义主元:将数据集  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_p\}$  构成的坐标在一定的约束条件下进行旋转,从而产生一个新的坐标系,在新坐标系中具有若干个代表数据最大变异程度的坐标轴。当某一个变量在统计过程中发生异常时,监测样本数据在新的坐标系下会有某种程度的背离,通过监测偏离程度的大小就可以判断是否出现异常。

### 2.1 主元分析的基本原理

对于三相 CVT 的测量数据而言,其主元分析的计算过程为:假设采集到的过程数据样本为  $X^0 \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ,其中  $n$  为 CVT 测量数据的样本数量, $m$  为变量数(本文中  $m=3$ ),首先对数据进行标准化处理,标准化处理后的数据矩阵如式(7)所示。

$$X = (X^0 - \mathbf{I}b^T) \Sigma^{-1} \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{I} = [1, 1, \dots, 1]^T \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ ;  $b = (X^0)^T \mathbf{I} / n$  为测量数据的均值向量;  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)$  为数据的方差矩阵。

将标准化后的采样数据进行如下分解:

$$X = \hat{X} + E = TP^T + T_e P_e^T \quad (8)$$

其中,  $\hat{X} = TP^T$  为  $X$  的主元空间模型,  $T$  为主元空间上的得分矩阵,  $P$  为主元空间上的负荷矩阵;  $E = T_e P_e^T$  为  $X$  的残差空间模型,  $T_e$  为残差空间上的得分矩阵,  $P_e$  为残差空间上的负荷矩阵。主元子空间被认为是真实值所在空间,而残差空间为噪声所在空间。

负荷矩阵  $P, P_e$  可通过测量数据矩阵  $X$  的协方差矩阵  $R$  进行奇异值分解得到。协方差矩阵  $R$  为:

$$R = X^T X / (n-1) = [P \ P_e] \Lambda [P \ P_e]^T \quad (9)$$

其中,  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ ,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为协方差矩阵  $R$  的特征值,且有  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ ;  $[P \ P_e]$  为对应的特征向量组成的负荷矩阵。特征值越大,代表的变量相关性就越强。

对于本文所研究的三相 CVT 而言,在正常运行情况下,其测量数据由电网的一次电压信号、自身测量的随机误差和系统误差组成,且随机误差和系统误差相比于电网的一次电压信号波动较小,此时测量数据矩阵  $X$  的协方差矩阵体现的主要是三相一次电压信号之间的相关性。因此通过主元分析法得到的主元空间为由电网一次信号波动造成的 CVT 测量数据的波动,残差空间为系统误差和随机误差造成的测量数据变化。当三相 CVT 的某一相发生异常时,测量数据矩阵  $X$  的协方差矩阵  $R$  将发生变化,从而造成主元空间上的负荷矩阵和残差空间上的负荷矩阵发生变化,测量数据在主元空间和残差空间中数据的投影也将发生变化,通过监测数据投影的偏移程度即可对三相 CVT 测量数据的准确性

进行检验,并进一步地对其计量性能进行在线评估。

### 2.2 统计量的确定

从统计学的角度而言,测量数据中是否包含运行过程中的异常信息,可通过建立统计量进行假设检验,判断过程数据是否背离主元模型。常规的方法是在主元子空间建立 Hotelling  $T^2$  统计量进行统计检验,在残差子空间中建立  $Q$  统计量进行统计检验,由于三相 CVT 的计量误差主要投影在残差空间中,本文利用  $Q$  统计量对 CVT 的计量状态进行评估。

$$Q = (XP_e P_e^T) (XP_e P_e^T)^T = XP_e P_e^T X^T \leq Q_\alpha^2 \quad (10)$$

其中,  $Q_\alpha^2$  为显著性水平是  $\alpha$  的统计量的控制阈值,可按式(11)计算得到。

$$Q_\alpha^2 = \theta_1 \left[ \frac{c_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2} + \theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{1/h_0} \quad (11)$$

其中,  $h_0 = 1 - 2\theta_1 \theta_3 / (3\theta_2^2)$ ,  $\theta_i = \sum_{j=\alpha+1}^3 \lambda_j^i (i=1, 2, 3)$ ;  $c_\alpha$  为正态分布在监测水平  $\alpha$  下的临界值。

当三相 CVT 处于正常运行状态时,其  $Q$  统计量的期望值为<sup>[18]</sup>:

$$E(Q) = \text{tr}(E\{I_i(s_{xi} + v_{ii}) P_e P_e^T [I_i(s_{xi} + v_{ii}) P_e]^T\}) \quad (12)$$

其中,  $\text{tr}(\cdot)$  表示矩阵的迹。当三相 CVT 中的某一相发生计量偏差  $f_i$  时,测量数据的数学形式为:

$$x(t) = I_i(kA_{ii} + s_{xi} + v_{ii}) + I_i f_i \quad (13)$$

其中,  $I_i$  为单位矩阵的第  $i$  列向量。

在异常情况下,三相 CVT 测量数据的  $Q$  统计量期望值为:

$$E(Q) = \text{tr}(E\{I_i(s_{xi} + v_{ii}) P_e P_e^T [I_i(s_{xi} + v_{ii}) P_e]^T\}) + E(f_i^2) \|P_{ei}\|^2 \quad (14)$$

其中,  $P_{ei}$  为  $P_e$  的第  $i$  列向量。

由式(14)可知,  $Q$  统计量的期望值与  $f_i$  正相关。因此在正常运行情况下,  $Q$  统计量的值应小于其控制阈值。当 CVT 的计量误差发生异常偏差时,其测量数据的  $Q$  统计量将超过其统计控制阈值。

### 2.3 异常诊断

在对多个数据变量进行监测时,最为常用的变量辨识方法是针对统计量的贡献图法,通过分析各个变量对超限统计量的构造所起的作用,可以得到变量对特征统计量的重要程度——贡献率,从而判断哪一相 CVT 发生异常。

当  $Q$  统计量超过统计控制阈值  $Q_\alpha$  后,  $i (i=A, B, C)$  相 CVT 的测量数据  $X_i^0$  对  $Q$  统计量的贡献率为:

$$Q_i = e_i^2 = (X_i - \hat{X}_i)^2 \quad (15)$$

综上所述,利用主元分析法对在运 CVT 的计量

性能进行在线监测的流程如图 2 所示。

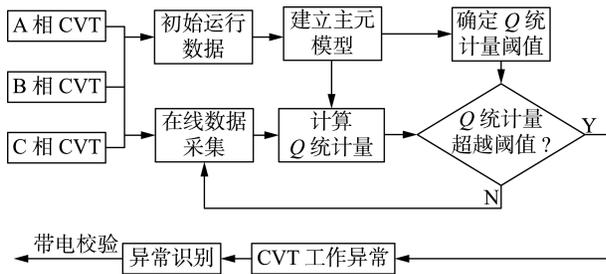


图 2 在运 CVT 计量性能监测流程

Fig.2 Flowchart of monitoring metering performance of on-line CVT

a. 采集刚校准投运的三相 CVT 的运行数据,该数据为正常运行数据。利用该运行数据建立三相 CVT 的主元模型,并计算确定其  $Q$  统计量的统计控制阈值。

b. 在线采集三相 CVT 的运行数据,根据步骤 a 建立的主元模型计算在线运行数据的  $Q$  统计量并与其统计控制阈值进行比较。

c. 当在线运行数据的  $Q$  统计量超过其统计控制阈值时,表明此时有 CVT 发生故障。利用统计量的贡献图法判断具体是哪一相 CVT 发生了故障。

### 3 实验分析

根据本文所提基于主元分析的 CVT 计量性能在线监测方法,以三相 CVT 为例进行实验验证分析。试验原理图如图 3 所示,利用电容器和微型电压互感器构建 CVT 的信号传感部分,采集变电站刚校准投运的三相 CVT 的测量数据,通过三相程控功率源进行复现输出,模拟变电站现场真实的一次信号,如图 4 所示。数据采样频次为 10 min/次。利用 24 位信号采集系统对三相模拟 CVT 的输出信号进行数据采样。对所采集的数据进行主元分析,实现对 CVT 计量性能的在线监测和评估。同时搭建传统的利用标准电压互感器比对的性能校验系统(准确的等级为 0.05 级),对本文所提方法进行验证。

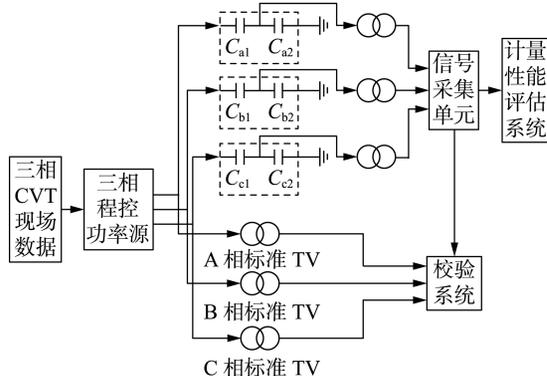
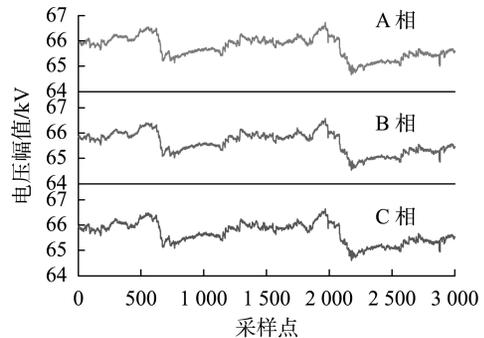
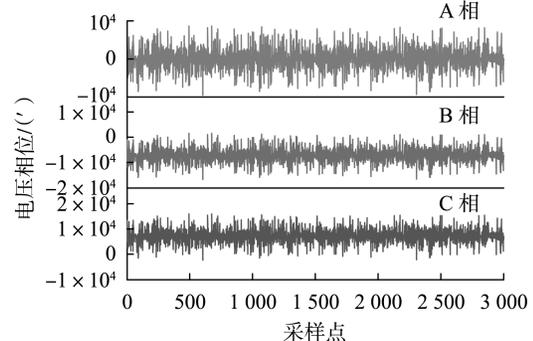


图 3 试验原理图

Fig.3 Theory diagram of test



(a) 电压幅值



(b) 电压相位

图 4 三相 CVT 测量数据

Fig.4 Measured data of three-phase CVT

在不叠加异常信号的情况下采集三相 CVT 的测量数据,通过校验系统计算得到三相 CVT 的测量误差,如表 1 所示。

表 1 三相 CVT 测量误差

Table 1 Measurement error of three-phase CVT

相别	幅值误差	相位误差/(°)	相别	幅值误差	相位误差/(°)
A 相	-0.073 7	-1.116	C 相	0.028 0	-0.526
B 相	0.058 0	0.287			

由表 1 可知,此时三相 CVT 的测量数据满足 0.2 级测量准确度要求,可视为正常运行数据。对该组数据进行主元分析,计算得到主元成分的个数为 1,此时主元空间包含的是电网一次波动造成的测量数据波动,残差空间包含的是 CVT 的测量随机误差和系统误差。计算得到显著性水平为 0.99 时幅值信息对应的  $Q$  统计量的控制阈值为 0.041 5,相位信息对应的  $Q$  统计量的控制阈值为  $2.813 \times 10^{-6}$ 。正常运行情况下三相 CVT 测试数据的  $Q$  统计量见图 5。

首先对 A 相模拟电容的高压电容臂进行老化试验,将三相模拟 CVT 置于温控箱内进行温度实验,温度由 10℃ 逐渐增加至 50℃。采集温度实验过程中三相模拟 CVT 的测量数据,计算测量数据的  $Q$  统计量,如图 6 所示。

由图 6 可以看出,在温度实验下随着温度的升高,A 相 CVT 由于分压电容温度系数的影响,其分压比发生变化,监测数据幅值信息的  $Q$  统计量慢慢增大,而相位信息的  $Q$  统计量则无明显变化,其变化

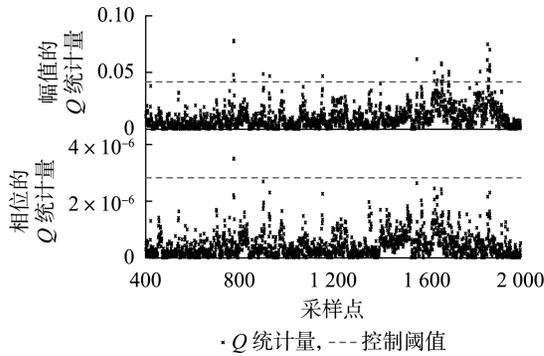


图 5 正常运行情况下的  $Q$  统计量

Fig.5  $Q$  statistic under normal operation condition

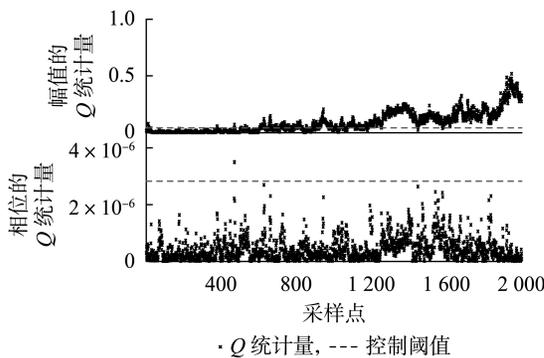


图 6 温度实验下的  $Q$  统计量

Fig.6  $Q$  statistic under temperature experiment

趋势与利用校验系统测试的 CVT 误差变化趋势大体一致,如图 7 所示。当 A 相 CVT 的幅值误差大于 0.1% 时,测量数据的  $Q$  统计量基本超过其控制阈值。绘制三相 CVT 幅值数据对  $Q$  统计量的贡献率如图 8 所示。由图 8 可看出,当三相 CVT 的测量数据超过其统计控制阈值时,A 相幅值数据对  $Q$  统计量的贡献率最大,这与本文对 A 相 CVT 进行温度实验的情况相符合。综上可知,利用本文所提方法可以准确评估 CVT 计量性能的变化趋势。

对 CVT 计量误差的评估结果进行量化分析。通过改变温控箱的温度模拟在不同计量误差异常状态下三相 CVT 幅值信息  $Q$  统计量的期望值以及相位信息  $Q$  统计量的期望值,结果如图 9 所示。

由图 9 可知,随着 CVT 计量误差逐渐增大,三

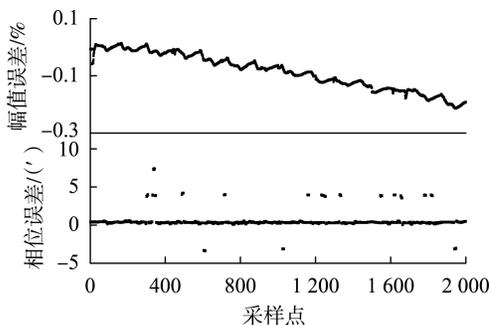


图 7 校验系统测试 A 相 CVT 误差

Fig.7 Measurement error of phase-A CVT by calibration system

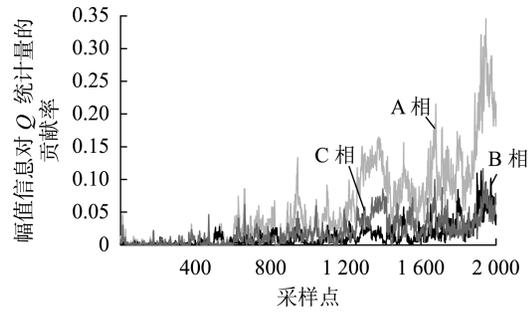
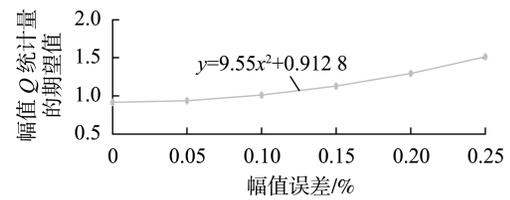
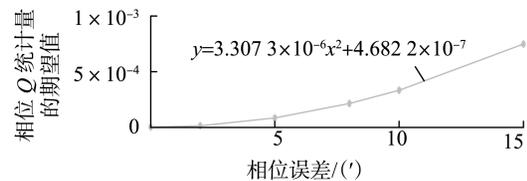


图 8 温度实验下幅值信息对  $Q$  统计量的贡献率

Fig.8 Contribution rate of amplitude to  $Q$  statistic under temperature experiment



(a) 幅值信息  $Q$  统计量的期望值



(b) 相位信息  $Q$  统计量的期望值

图 9 计量误差异常情况下的  $Q$  统计量期望值

Fig.9 Expected value of  $Q$  statistic under abnormal measurement error

相 CVT 二次测量数据的  $Q$  统计量也逐渐增大,且  $Q$  统计量的期望值与误差的平方呈线性关系,在进行实际评估时可根据三相 CVT 二次测量数据  $Q$  统计量的期望值对 CVT 的计量误差大小做出大致的判断。

#### 4 结论

本文提出了一种基于主元分析的在运 CVT 计量性能状态评估方法,在不需要标准器的条件下,从根本上克服了传统方法利用标准电压互感器定期停电检测的不足。利用主元分析方法对三相 CVT 的测量数据进行相关性分析,将 CVT 自身的计量误差和电网一次波动相隔离,利用正常测量数据构建标准统计量对 CVT 的计量性能进行实时监测;分析了温度实验下 CVT 测量数据的  $Q$  统计量,结果表明利用本文所提方法可快速监测 CVT 的计量误差异常状态,识别精度满足 0.2 级计量性能的准确度需求。所提方法大幅提高了 CVT 计量性能的评估效率,减少了电网的有效停电时间,为 CVT 的可靠运行、状态预测及相关技术的改进提供了数据支撑。

## 参考文献:

- [1] KANG Y C, ZHENG T Y, CHOI S W, et al. Design and evaluation of a compensating algorithm for the secondary voltage of a coupling voltage transformer in the time domain [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2009, 3(9): 793-800.
- [2] 杜林, 陈斌, 陈贤顺, 等. 内绝缘参量对电容式电压互感器计量精度的影响分析[J]. 电网技术, 2016, 40(12): 3958-3966.  
DU Lin, CHEN Bin, CHEN Xianshun, et al. Measurement errors of capacitor voltage transformer with different internal insulation parameters [J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3958-3966.
- [3] IEC. Instrument transformers-part 7: electrical voltage transducers; IEC60044-7 [J]. [S.l.]: IEC, 2002.
- [4] LI Z, LI H, ZHANG Z, et al. An online calibration method for electronic voltage transformers based on IEC61850-9-2 [J]. Mapan, 2014, 29(2): 97-105.
- [5] 熊小伏, 何宁, 于军, 等. 基于小波变换的数字化变电站电子式互感器突变性故障诊断方法 [J]. 电网技术, 2010, 34(7): 181-185.  
XIONG Xiaofu, HE Yu, YU Jun, et al. Diagnosis of abrupt-changing fault of electronic instrument transformer in digital substation based on wavelet transform [J]. Power System Technology, 2010, 34(7): 181-185.
- [6] 杨雪东. 基于小波-分形理论电子式互感器故障诊断方法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2012.  
YANG Xuedong. A study of electronic transformer fault diagnosis based on wavelet-fractal theory [D]. Chongqing: Chongqing University, 2012.
- [7] 何宁. 基于小波神经网络的电子式互感器故障诊断 [D]. 重庆: 重庆大学, 2010.  
HE Ning. Fault diagnosis of electronic instrument transformer based on wavelet neural network [D]. Chongqing: Chongqing University, 2010.
- [8] WU H, ZHOU Y, DONG S, et al. Probabilistic load flow based on generalized polynomial chaos [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 32(1): 1-2.
- [9] SU C L. Stochastic evaluation of voltages in distribution networks with distributed generation using detailed distribution operation models [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(2): 786-795.
- [10] 王涛, 张宁, 刘琳, 等. 有源电子式互感器故障诊断技术的研究与应用 [J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(18): 74-79.  
WANG Tao, ZHANG Ning, LIU Lin, et al. Research and application of electronic transformer fault diagnosis [J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(18): 74-79.
- [11] 张秋雁, 程含渺, 李红斌, 等. 数字电能计量系统误差多参量退化评估模型及方法 [J]. 电网技术, 2015, 39(11): 3202-3207.  
ZHANG Qiuyan, CHENG Hanmiao, LI Hongbin, et al. Multi-parameter degradation model and error evaluation method for digital electrical power metering system [J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3202-3207.
- [12] YAN X Z, XIE H, TONG W. A multiple linear regression data predicting method using correlation analysis for wireless sensor networks [C] // Proceedings of 2011 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference. Harbin, China: IEEE, 2011: 960-963.
- [13] JADAV J J, PANCHAL M. Association rule mining method on OLAP cube [J]. International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA), 2012, 2(2): 1147-1151.
- [14] HATHAWAY R J, BEZDEK J C, HU Y K. Generalized fuzzy c-means clustering strategies using Lp norm distances [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2000, 8(5): 576-582.
- [15] CHEN Q, WYNNE R J, GOULDING P, et al. The application of principal component analysis and kernel density estimation to enhance process monitoring [J]. Control Engineering Practice, 2000, 8(5): 531-543.
- [16] ZHAO S J, XU Y M. Multivariate statistical process monitoring using robust nonlinear principal component analysis [J]. Tsinghua Science and Technology, 2005, 10(5): 582-586.
- [17] JIA F, MARTIN E B, MORRIS A J. Non-linear principal components analysis with application to process fault detection [J]. International Journal of Systems Science, 2000, 31(11): 1473-1487.
- [18] 李荣雨. 基于 PCA 的统计过程监控研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2007.  
LI Rongyu. Research on statistical process monitoring based on PCA [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007.

## 作者简介:



韩海安

韩海安 (1969—), 男, 山西新绛人, 高级政工师, 硕士, 主要研究方向为电能计量 (E-mail: hanhai'an@sx.sgcc.com.cn);

张竹 (1990—), 男, 安徽滁州人, 博士, 主要研究方向为电能计量、电气信息检测技术 (E-mail: zhangzhuhust.edu.cn)。

## Online metering performance evaluation of capacitor voltage transformer based on principal component analysis

HAN Hai'an<sup>1</sup>, ZHANG Zhu<sup>2</sup>, WANG Huinan<sup>1</sup>, LI Hongbin<sup>2</sup>, XUE Jianli<sup>1</sup>, SHAO Long<sup>1</sup>

(1. Metrology Center of State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030032, China;

2. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** The error stability of CVT (Capacitive Voltage Transformer) is not high in the operation process, and the metering error is easy to be out of tolerance, which directly affects the accuracy of electric power metering. The existing off-line calibration methods using standard voltage transformer can not meet the requirements of intelligent substation for on-line monitoring of key equipment due to their problems such as over inspection, under inspection and so on. A metering performance evaluation method of CVT is proposed based on principal component analysis. The secondary analog signals of three-phase CVT are collected. The metering deviations caused by the primary signal fluctuations of power grid and the anomaly of CVT itself are separated by using the principal component analysis method. The characteristic statistics of measured data in the operation process are extracted, and the metering performance of CVT is evaluated by analyzing the change of statistics. The experimental results show that the proposed method can accurately monitor the metering deviation of CVT with class 0.2 and achieve accurate measurement performance evaluation of in-service CVT.

**Key words:** capacitor voltage transformer; online evaluation; metering performance; errors; principal component analysis