

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.04.026

电子式电流互感器误差模型及误差状态预测方法

胡琛¹, 张竹², 杨爱超¹, 李敏¹, 焦洋³, 李东江¹

(1. 国网江西省电力有限公司电力科学研究院, 江西 南昌 330096;

2. 合肥工业大学电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009;

3. 强电磁工程与新技术国家重点实验室(华中科技大学), 湖北 武汉 430074)

摘要:为及时发现电子式电流互感器误差状态的稳定性问题,保证电能贸易结算的公平性,有必要对电子式电流互感器的误差状态进行预测。文中建立了电子式电流互感器误差模型,将其误差表征为单输出变量和多输入变量的理论模型,确定了模型输入变量和输出变量。针对模型输入变量和输出变量之间无明确函数关系的问题,提出基于聚类径向基函数(RBF)神经网络的误差状态预测方法,针对变量单位和数量级不同的问题,采用Z-score标准化法对数据进行预处理,为了简化神经网络,采用k-means聚类算法对输入变量进行聚类分析。算例分析结果表明,比差预测误差的绝对值小于0.05%,角差预测误差的绝对值小于 $10'$ 。该预测方法可提供电子式电流互感器误差状态的变化信息,防范电能贸易结算的风险。

关键词:电子式电流互感器;误差模型;Z-score标准化;聚类;径向基函数(RBF)神经网络

中图分类号:TM93

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2020)04-0187-07

0 引言

作为智能电网主要感知设备之一,电子式电流互感器因具有绝缘结构简单、测量频带宽、动态范围大、数字化接口等优点^[1-3],在智能变电站中得到广泛应用,支撑了智能电网的数字化建设发展^[4]。

电子式电流互感器的一次传感元件和二次远端模块均就地安装于高压开关场中,相比于控制室,电磁干扰和环境更为严重。现场应用研究表明,电子式互感器误差状态的稳定性和可靠性较差,温度、湿度、振动、磁场等环境因素均能对电子式互感器输出产生影响^[5-8],进而影响电能贸易结算的公平性和电网的安全运行水平^[9]。

电子式互感器误差评估通常采用离线校验或者在线校验的方法^[10-12],通过直接比对法得到电子式电流互感器的比差和角差。然而,这些方法的校验周期较长,现场接线复杂,工作效率低。为了完善电子式互感器误差状态评估体系,亟需建立电子式互感器误差状态的预测方法,及时发现其误差超差问题,减少电子式电流互感器误差越限运行时间,指导电子式互感器检测工作,从而保证电能计量的公平性。

为评估电子式互感器的运行误差,文献[13]研究了基于小波变换的电子式互感器故障诊断方法,从信号处理的角度分析了电子式互感器的运行状

态,但是这一方法只适用于输出突变情况。文献[14]提出一种基于观测器的电子式互感器评估模型,可以在无附加设备的情况下实现电子式互感器误差在线监测和故障诊断,但是这一方法依赖线路和变压器参数的准确性。计及电子式互感器误差是多种环境影响因素综合作用的结果,文献[15]提出一种基于退化神经网络的数字电能计量装置误差预测的方法,引入大数据处理方法,实现了电子式电流互感器误差状态的预测。然而,该模型还存在局部最小值、收敛速度慢等问题^[16-17]。目前,电子式互感器误差状态评估的相关研究较少,方法还不够完善,因此有必要对电子式互感器误差状态预测方法进行深入研究。

文中首先分析了多源环境影响下电子式互感器的误差劣化模型,进一步提出一种基于聚类径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的电子式电流互感器误差预测方法,根据电子式电流互感器运行误差和环境参量的历史数据实现电子式互感器的误差预测。最后通过搭建电子式电流互感器在线监测平台,实时采集电子式电流互感器误差数据和环境监测数据,验证了文中方法的可行性。

1 误差模型

影响电子式电流互感器误差的参量主要包括温度、湿度、振动、电场、磁场、负荷、频率、谐波以及通信环节。由于电子式电流互感器的误差状态和温度、磁场、负荷参量的相关性较大^[18-19],文中主要

收稿日期:2020-02-15;修回日期:2020-03-20

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFA0401703);

国家电网有限公司科技项目(52182017000J)

考虑温度参量、磁场参量以及负荷参量。电子式电流互感器误差可以表示为包含一个输出变量和多个输入变量的模型:

$$\begin{cases} \delta = f_1(x_1, x_2, x_3) \\ \gamma = f_2(x_1, x_2, x_3) \end{cases} \quad (1)$$

式中: δ 为比差; γ 为角差; x_1, x_2, x_3 分别为温度、磁场和负荷变量。

假设电子式电流互感器误差和环境参量有 n 组数据样本, 则电子式互感器的误差序列可以表示为:

$$\begin{cases} \delta_1 = f_1(x_{11}, x_{21}, x_{31}) \\ \gamma_1 = f_2(x_{11}, x_{21}, x_{31}) \\ \delta_2 = f_1(x_{12}, x_{22}, x_{32}) \\ \gamma_2 = f_2(x_{12}, x_{22}, x_{32}) \\ \vdots \\ \delta_n = f_1(x_{1n}, x_{2n}, x_{3n}) \\ \gamma_n = f_2(x_{1n}, x_{2n}, x_{3n}) \end{cases} \quad (2)$$

式中: δ_i 为第 i 组比差数据; γ_i 为第 i 组角差数据; x_{ij} 为第 i 个环境参量的第 j 组数据。

假设电子式电流互感器误差和环境参量有 n 组数据样本, 则电子式互感器的误差序列可以表示为:

$$\begin{cases} Y_1 = XB_1 \\ Y_2 = XB_2 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $Y_1 = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n]^T$, $Y_2 = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n]^T$, B_1 和 B_2 为待求解矩阵。

在现场运行过程中, 电子式电流互感器误差是各环境参量交叉作用的结果, 误差与环境参量之间并无明确的函数关系, 难以得到 B_1 和 B_2 的解析值。

2 误差预测方法原理

由于电子式电流互感器误差的解析表达式难以求解, 为了明确电子式电流互感器误差状态和环境参量的映射关系, 可以考虑采用数据驱动的方法, 根据电子式电流互感器运行误差和环境参量的历史数据, 引入 RBF 神经网络算法, 求解电子式电流互感器误差和环境参量的隐式, 建立预测模型, 从而对电子式电流互感器的误差进行预测。图 1 为电子式电流互感器误差状态预测的思路。

2.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络拓扑如图 2 所示^[20-22], 该神经网络包含 3 个输入单元、 q 个隐含神经元以及 1 个输出单元, 采用式(4)所示的高斯核函数 $G(\|X-C_i\|)$ 作为隐含神经元基函数:

$$G(\|X - C_i\|) = e^{-\frac{(x-c_j)^T(x-c_j)}{2\sigma_j^2}} \quad (4)$$

式中: $X = (X_1, X_2, X_3)$ 为输入向量; $[C_1, C_2, \dots, C_j,$

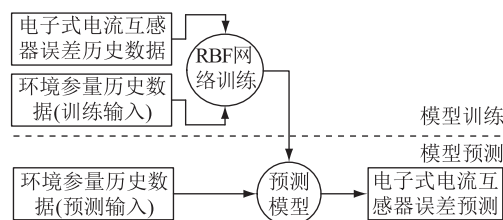


图 1 电子式电流互感器误差状态预测思路

Fig.1 The flow chart of error predicting procedure for electronic current transformer

$\dots, C_q]^T$ 为高斯函数的中心向量; δ_j 为基函数的标准化常数。

对应第 i 个输入向量的输出向量为:

$$F(X_i) = \sum_{j=1}^q \omega_j G(\|X_i - C_j\|) - b = H_i \quad (5)$$

式中: ω_j 为系数; b 为阈值向量。令 $\omega_0 = -1, G_0 = b$, 则式(5)可以进一步等效为:

$$\sum_{j=0}^q \omega_j G(\|X_i - C_j\|) = H_i \quad (6)$$

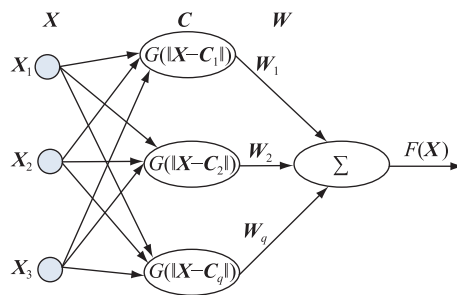


图 2 RBF 神经网络拓扑

Fig.2 Topology of RBF neural network

2.2 k-means 聚类算法

RBF 神经网络隐含层映射函数的形式对神经网络模型的构建影响不大, 关键是基函数中心 C_j ^[16]。通常基函数中心采用随机设置的方式, 具有较大的随机性。为简化神经网络的结构, 文中采用 k -means 聚类算法^[23], 根据环境参量的数据特性将其分为 K 个类别, 选取 K 个基函数中心。

为了确定 K 值, 由式(7)得到的 S 值:

$$S = \sum_{i=1}^K \sum_{p \in D_i} |x - m_i|^2 \quad (7)$$

式中: S 为所有样本的聚类误差, 用来评估聚类效果的好坏; D_i 为第 i 个聚类; x 为 D_i 中的样本点; m_i 为 D_i 中所有样本的均值。一般选取 K 与 S 关系曲线肘部对应的 K 值作为最佳聚类数目, 小于该值时则 S 急剧增大, 大于该值时 S 的减小幅度也会递减。

2.3 实施方案

文中提出的电子式电流互感器误差预测方法的实施步骤如图 3 所示。

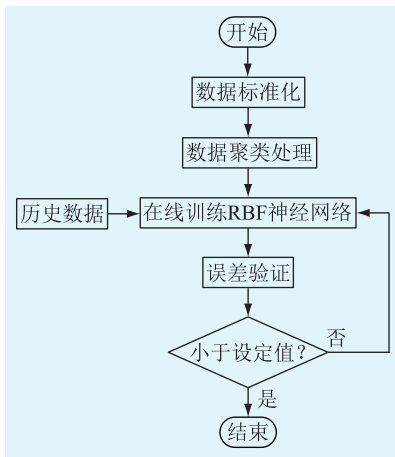


图3 预测方法实施步骤

Fig.3 Implementation step for the forecasting method

(1) 数据选取。输入变量采用温度、磁场及负荷参量,输出变量为电子式电流互感器比差和角差。

(2) 数据标准化处理。由于温度参量、磁场参量、负荷参量、电子式电流互感器比差以及角差的单位和数量级不同,为此,首先需要对输入变量和输出变量数据进行处理,文中采用 Z-score 标准化处理方法:

$$x' = (x - \mu) / \sigma \quad (8)$$

式中: μ 为数据的平均值; σ 为数据的标准偏差。

(3) 数据聚类处理。为了简化模型结构,还需要对标准化结果进行聚类处理,将环境参量数据划分到不同的分类。聚类算法处理步骤包括:

(a) 数据初始化。设置初始的中心向量 V_1, V_2, \dots, V_k 。

(b) 数据分组。计算初始样本 D 与中心向量之间的距离 $D_{(0)}$:

$$D_{(0)} = \sum_{i=1}^k \|D - V_i\|^2 \quad (9)$$

寻找 $D_{(0)}$ 中最小元素,按照距离最近的原则,将初始样本划分到不同的聚类分组。

(c) 计算中心。计算新分组的平均值,将其作为新的中心向量。

(d) 迭代计算。根据式(9)对矩阵 $D_{(0)}$ 进行修正,重复计算,直至 $D_{(0)}$ 不变或迭代次数达到最大。

(4) RBF 神经网络训练。根据式(6),温度、磁场及负荷这 3 个输入向量可得 3 个关系表达式:

$$\begin{cases} \sum_{j=0}^q \omega_j G(\|X_1 - C_j\|) = H_1 \\ \sum_{j=0}^q \omega_j G(\|X_2 - C_j\|) = H_2 \\ \sum_{j=0}^q \omega_j G(\|X_3 - C_j\|) = H_3 \end{cases} \quad (10)$$

根据电子式电流互感器误差数据和环境参量数据,求解式(10)中的系数 ω_j ,通过训练学习的方法,建立聚类 RBF 神经网络模型,直至迭代后均方误差小于设定值。

(5) 误差预测。根据步骤 4 得到的神经网络模型,以温度参量、磁场参量数据和负荷参量数据为输入变量,进行电子式电流互感器误差的评估。

为了定量表征预测结果和实际电子式电流互感器误差值之间的误差,利用平均绝对误差 (medium absolute error, MAE) E_1 和平均相对误差 (mean absolute percentage error, MAPE) E_2 2 个统计指标对预测结果进行评估:

$$E_1 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |f_k - y_k| \times 100\% \quad (11)$$

$$E_2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{f_k - y_k}{y_k} \right| \times 100\% \quad (12)$$

式中: f_k 为预测值; y_k 为真实值。

3 预测算例

为了验证电子式电流互感器误差预测方法的有效性,采用江苏 220 kV 华山变电子式电流互感器的在线监测数据作为训练样本,建立电子式电流互感器误差预测的 RBF 神经网络模型,对电子式电流互感器的误差状态进行了预测分析。

3.1 数据来源及数据预处理结果

电子式电流互感器在线监测平台如图 4 所示。

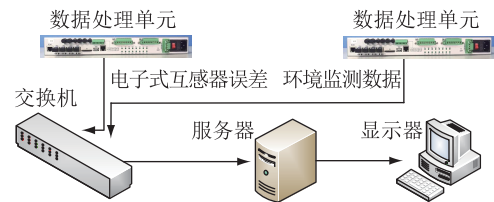


图4 电子式电流互感器在线监测平台

Fig.4 Monitoring platform for electronic transformers

电子式电流互感器误差数据和环境监测数据在数据处理单元完成采集,通过交换机后统一发送给服务器,通过数据采集、甄别、存储处理后构建数据模型,从算法库中调取误差预测算法执行数据挖掘任务,实现海量电子式电流互感器在线监测数据的分析,从而获取其误差变化趋势。RBF 神经网络的训练样本来自监测平台 2018 年 7 月至 2018 年 10 月的采集结果,包括 1.3 万组的温度参量数据、磁场参量数据和负荷参量数据。

样本数据 Z-score 标准化处理后的结果如图 5 (a)、图 6 (a)、图 7 (a) 所示,统一各参量数据的量纲。

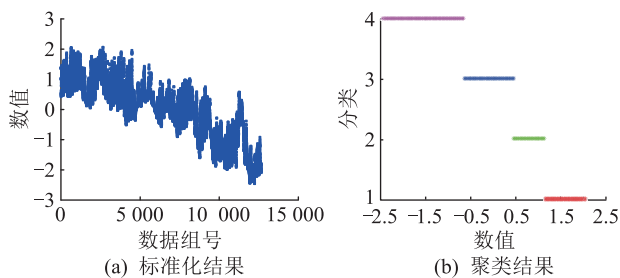


图5 温度参量数据处理结果

Fig.5 Processing results for temperature parameter

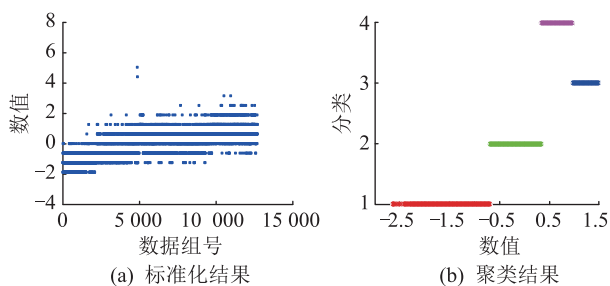


图6 磁场参量数据处理结果

Fig.6 Processing results for magnetic intensity

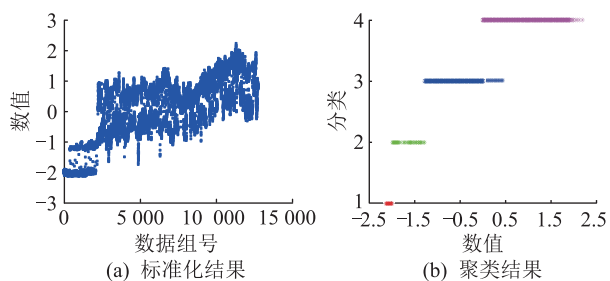


图7 负荷参量数据处理结果

Fig.7 Processing results for load current

K 与 S 关系如图 8 所示,该曲线肘部对应的 K 值为 4。聚类处理结果如图 5(b)、图 6(b)、图 7(b) 所示,横坐标的原点对应 2018 年 7 月 1 日的数据,终点对应 2018 年 10 月 30 日数据。温度、磁场以及负荷参量数据的聚类中心计算结果如表 1 所示。

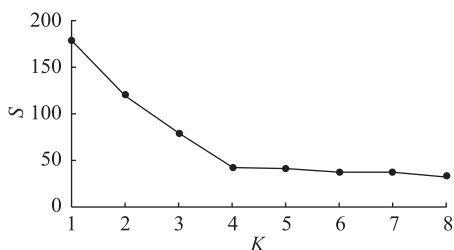


图8 K 和 S 的关系

Fig.8 K value versus S value

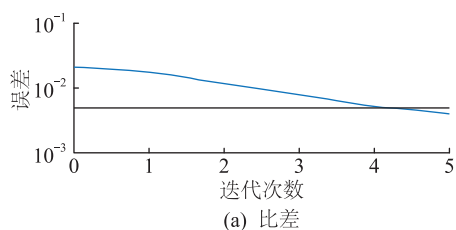
3.2 误差预测结果

RBF 神经网络扩展速度默认为 1.0,设置逼近误差为 0.5%,建立电子式电流互感器误差的预测模型 M_1 。神经网络 M_1 的迭代求解结果如图 9 所示,

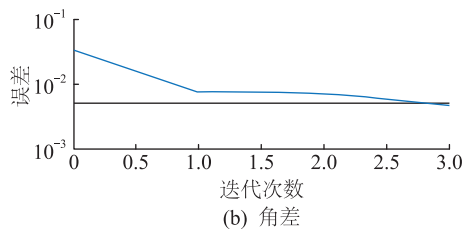
表 1 环境参量聚类中心计算结果
Table 1 Calculation results of clustering center for environmental parameter

数据类型	聚类中心			
	A 类	B 类	C 类	D 类
温度	1.458 8	0.754 4	-0.005 6	-1.417 1
磁场	-0.282 0	-1.590 2	2.385 0	0.999 0
负荷	-2.038 4	-1.892 7	-0.575 5	0.745 6

可以看出,电子式电流互感器比差数据在进行了 5 次迭代后,均方误差小于 0.5%,电子式电流互感器角差数据在进行了 3 次迭代后,均方误差小于 0.5%。



(a) 比差



(b) 角差

图9 RBF 神经网络迭代结果

Fig.9 Iteration results of RBF neural network

模型 M_1 的输入单元接入 2018 年 11 月的温度、磁场和负荷参量数据,得到 2018 年 11 月电子式电流互感器误差的预测结果,如图 10 和图 11 所示。

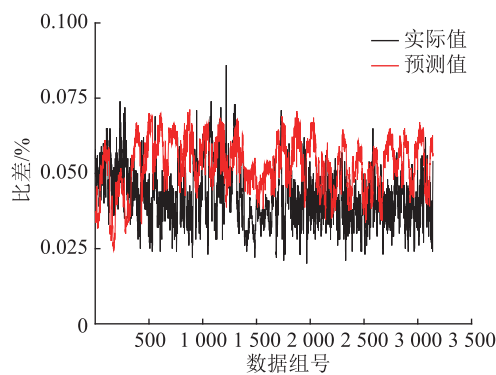
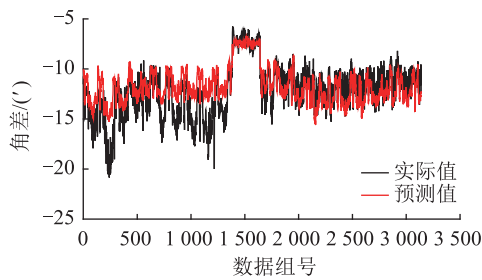


图10 基于模型 M_1 的电子式互感器比差预测结果

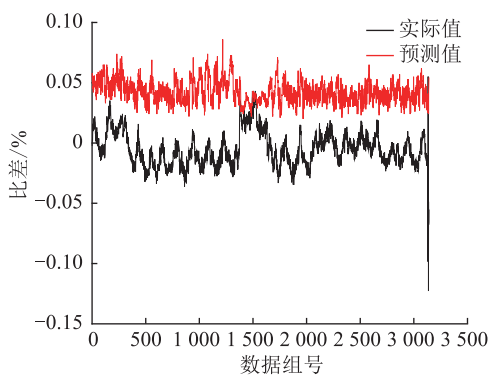
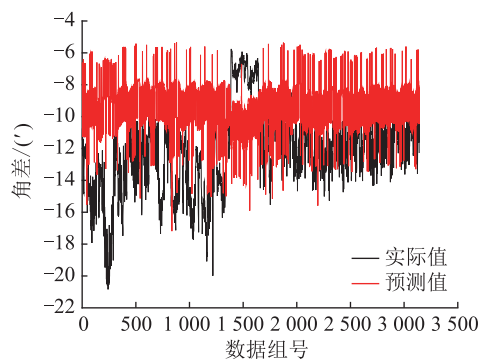
Fig.10 Forecasting results of ratio error based on M_1

根据预测结果可得基于模型 M_1 的电子式电流互感器比差预测结果的 E_1 为 16.5%, E_2 为 6.4%;角差预测结果的 E_1 为 37.5%, E_2 为 10.5%。比差预测误差的绝对值小于 0.05%,角差预测误差的绝对值小于 10'。

图 11 基于模型 M_1 的电子式互感器角差预测结果Fig.11 Forecasting results of phase error based on M_1

3.3 预测结果比较

为了进一步验证模型 M_1 的有效性,将基于模型 M_1 的预测结果和基于 BP 神经网络模型的预测结果进行比较,后者称为模型 M_2 , M_2 的输入变量和 M_1 相同,训练样本和测试样本与模型 M_1 相同,逼近误差 0.5%,电子式电流互感器误差预测结果如图 12 和图 13 所示。

图 12 基于模型 M_2 的电子式互感器比差预测结果Fig.12 Forecasting results of ratio error based on M_2 图 13 基于模型 M_2 的电子式互感器角差预测结果Fig.13 Forecasting results of phase error based on M_2

基于模型 M_2 的比差预测误差的 E_1 为 26.7%, E_2 为 8.4%;角差预测误差的 E_1 为 39.5%, E_2 为 11.4%。将基于模型 M_1 的预测结果和基于模型 M_2 的预测结果对比,可以看出文中所提预测方法能够更准确地分析电子式电流互感器的误差变化趋势。

4 结语

文中以环境参量为输入变量,电子式电流互感器误差参量为输出变量,基于聚类 RBF 神经网络算法构建了电子式电流互感器误差预测模型,并结合在线监测数据进行了算例分析,研究结果表明:

(1) 基于数据驱动的电子式电流互感器误差状态预测方法不依赖互感器理论模型,适用于可获取海量电子式电流互感器在线监测数据的应用场景。

(2) 与基于 BP 神经网络的预测模型相比,基于聚类 RBF 神经网络的预测方法得到的结果更为精确。

(3) 该预测方法可以提供电子式电流互感器误差状态的变化信息,及时发现并处理电子式电流互感器误差状态问题,防止其带来的贸易结算风险。

文中所建模型的不足之处在于聚类算法初始聚类中心的选择具有随机性,可能陷入局部最优的陷阱,后续还需要对该算法进行改进。

参考文献:

- [1] ZIEGLER S, WOODWARD R C, IU H H C, et al. Current sensing techniques: a review [J]. IEEE Sensors Journal, 2009, 9 (4): 354-376.
- [2] 徐长宝,高吉普,鲁彩江,等. 光学电子式电压互感器暂态特性及其测试技术研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(4): 84-89. XU Changbao, GAO Jipu, LU Caijiang, et al. Research on the transient characteristics of optical voltage transformer and its testing technology [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(4): 84-89.
- [3] 李振华,陶渊,张思球,等. 基于高精度数字积分方法的组合型电子式互感器[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(3): 137-142. LI Zhenhua, TAO Yuan, ZHANG Siqiu, et al. Combined electronic transformer based on high accuracy digital integration method [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(3): 137-142.
- [4] 李立涅,张勇军,陈泽兴,等. 智能电网与能源网融合的模式及其发展前景[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(11): 1-9. LI Licheng, ZHANG Yongjun, CHEN Zexing, et al. Merger between smart grid and energy net: mode and development prospects [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(11): 1-9.
- [5] 陈敦辉,苏舒,林湘宁,等. 基于历史数据纵向协同性的电子式互感器伴随故障甄别策略[J]. 电工技术学报, 2017, 32(23): 115-126. CHEN Dunhui, SU Shu, LIN Xiangning, et al. The identification strategy of transformer synchronous fault based on synergy of historical data [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(23): 115-126.
- [6] 嵇建飞,杨逸飞,袁宇波,等. 智能变电站就地智能设备电磁

- 兼容抗扰度试验分析[J]. 高电压技术, 2015, 41(3): 998-1007.
- JI Jianfei, YANG Yifei, YUAN Yubo, et al. Experimental analysis of EMC immunity for field installed intelligent equipment of intelligent station[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(3): 998-1007.
- [7] 王宁, 李澄, 陆玉军, 等. 基于虚终端技术的智能变电站二次设备远程管理[J]. 浙江电力, 2018, 37(9): 18-22.
- WANG Ning, LI Cheng, LU Yujun, et al. Remote management system for secondary equipment of intelligent substation based on virtual terminal technology[J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(9): 18-22.
- [8] 罗华峰, 陆承宇, 宣晓华, 等. 基于全景信息扫描的智能变电站远动装置遥信配置快速校核技术[J]. 浙江电力, 2018, 37(2): 42-47.
- LUO Huafeng, LU Chengyu, XUAN Xiaohua, et al. A quick verification technology for remote signal configuration of RTU in intelligent substation based on panoramic scanning[J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(2): 42-47.
- [9] 李晓辉, 刘响, 顾强, 等. 电子式互感器电能贸易结算的 PCA 和 AHP 混合风险评估方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(14): 1-7.
- LI Xiaohui, LIU Xiang, GU Qiang, et al. A risk assessment method of electricity metering trade settlement for electronic transformer based on PCA and AHP[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2018, 55(14): 1-7.
- [10] BRANDOLINI A, FAIFER M, OTTOBONI R. A simple method for the calibration of traditional and electronic measurement current and voltage Transformers[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2009, 58(5): 1345-1353.
- [11] 毛安澜, 费焯, 郭慧浩, 等. 适用高寒地区的电子式互感器校准系统的研究与实现[J]. 高压电器, 2018, 54(10): 137-144.
- MAN Aalan, FEI Ye, GUO Huihao, et al. Research and implementation of calibration system for electronic transformer applied to alpine region[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(10): 137-144.
- [12] 李振华, 李红斌, 张秋雁, 等. 一种高压电子式电流互感器在线校验系统[J]. 电工技术学报, 2014, 29(7): 229-236.
- LI Zhenhua, LI Hongbin, ZHANG Qiuyan, et al. An online calibration system for high voltage electronic current transformers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(7): 229-236.
- [13] 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发性故障诊断方法[J]. 电网技术, 2010, 34(7): 181-185.
- XIONG Xiaofu, HE Ning, YU Jun, et al. Diagnosis of abrupt-changing fault of electronic instrument transformers in digital substation based on wavelet transform[J]. Power System Technology, 2010, 34(7): 181-185.
- [14] 王洪彬, 唐昆明, 徐瑞林, 等. 数字化变电站电子式互感器渐变性故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(24): 53-58.
- WANG Hongbin, TANG Kunming, XU Ruilin, et al. Diagnosis of soft fault of electronic transformer in digital substation[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(24): 53-58.
- [15] 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 method[J]. Power System Technology, 2015, 39(11): 3202-3207.
- [16] 李贺龙, 刘佳, 陈伟, 等. 一种多维影响下运行电能表计量性能评估方法[J]. 电测与仪表, 2016, 53(8): 69-74.
- LI Helong, LIU Jia, CHEN Wei, et al. An evaluation method for measuring performance of running watt-hour meters under multi-dimensional interferences conditions[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(8): 69-74.
- [17] 刘春雨, 刘自发, 罗群, 等. 电能计量装置健康度的综合评估与趋势预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 47-53.
- LIU Chunyu, LIU Zifa, LUO Qun, et al. A comprehensive evaluation and trend prediction method of health degree for electric energy measuring devices[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24): 47-53.
- [18] 刘尧, 韩伟, 刘芳冰, 等. 基于小波变换和 WVD 分布的电子式互感器突发性故障协同诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(21): 163-170.
- LIU Yao, HAN Wei, LIU Fangbing, et al. A collaborative diagnosis of abrupt-changing fault of electronic instrument transformer based on wavelet transform and WVD[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(21): 163-170.
- [19] 胡琛, 张竹, 焦洋, 等. 基于随机矩阵理论的电子式互感器误差状态相关性分析方法[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(9): 45-53.
- HU Chen, ZHANG Zhu, JIAO Yang, et al. Error state correlation analysis based on random matrix theory for electronic transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(9): 45-53.
- [20] 何耀耀, 许启发, 杨善林, 等. 基于 RBF 神经网络分位数回归的电力负荷概率密度预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(1): 93-98.
- HE Yaoyao, XU Qifa, YANG Shanlin, et al. A power load probability density forecasting method based on RBF neural network quantile regression[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 93-98.
- [21] 黄宇腾, 韩翊, 赖尚栋. 深度神经网络在配电网公变短期负荷预测中的应用研究[J]. 浙江电力, 2018, 37(5): 1-6.
- HUANG Yuteng, HAN Yi, LAI Shangdong. Application of deep neural network in short-term load prediction of public transformer of power distribution network[J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(5): 1-6.
- [22] 田猛, 张波文, 周腊吾, 等. 基于 RBF 神经网络滑模变结构

独立变桨控制研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(4):107-114.

TIAN Meng, ZHANG Bowen, ZHOU Lawu, et al. Study of individual variable pitch control based on RBF neural networks-sliding mode control [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(4): 107-114.

[23] 赵莉, 候兴哲, 胡君, 等. 基于改进 k -means 算法的海量智能用电数据分析[J]. 电网技术, 2014, 38(10):2715-2720.

ZHAO Li, HOU Xingzhe, HU Jun, et al. Improved k -means algorithm based on massive data of intelligent power utilization

[J]. Power System Technology, 2014, 38(10):2715-2720.

作者简介:



胡琛

胡琛(1986),男,博士,工程师,从事空心线圈电流互感器以及数字电能计量系统检测技术相关工作(E-mail:306358587@qq.com);

张竹(1990),男,博士,讲师,研究方向为数字电能计量系统检测技术、高精度测量等;

杨爱超(1988),男,博士,高级工程师,从事非接触测量、充电设施检测的研究工作。

Error model and forecasting method for electronic current transformers

HU Chen¹, ZHANG Zhu², YANG Aichao¹, LI Min¹, JIAO Yang³, LI Dongjiang¹

(1. State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd. Research Institute, Nanchang 330096, China; 2. School of Electrical Engineering and Automations, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Predicting the error of electronic current transformers is significance for tackling the long-term stability problem of electronic current transformers' error in time and ensuring the validity of electric power trade. The error model for electronic current transformers is established, where the error of electronic transformers is taken as a theoretical model with one input and multiple outputs, and the input and output variables are determined. Since the relationship between the input and output variables is indistinct, a forecasting method for electronic transformers based on clustering RBF neural network is proposed. The data are pre-processed using Z-score normalization method to avoid the problem of different variable magnitude and unit. The input variables are analyzed by K-means clustering method to simplify the neural network. The numerical example suggests that the predicting error of ratio error is less than 0.05% and the predicting error of phase error is less than 10'. The method provides an effective approach to analyzing the development state of electronic current transformers in operation and to managing the instruments actively, as a result, the risk of electric energy trade can be alleviated.

Keywords: electronic current transformer; error model; Z-score standardization; clustering; radial basis function (RBF) neural network

(编辑 钱悦)