

[电能表]

载波技术下电能计量仪表异常并行检测方法

文/王冬阳¹ 欧宇航² 范小龙² 胡明辉²

1. 深圳供电局有限公司; 2. 中能国研(北京)电力科学研究院

由于载波技术是利用已有的电力线路,将模拟信号、数字信号以载波的形式,以较快的速度传送,不需再建立网路,只需有导线即可完成资料传送,能够解决传统的电能计量仪表异常检测存在检测准确度不高、错误率高等问题,提出载波技术下电能计量仪表异常并行检测方法。首先,在载波技术下完成电能数据远程采集系统的设计,并实行电能数据的采集;其次,通过多维模糊C均值聚类算法对采集到的电能数据实行分类处理;最后,基于主动学习-朴素贝叶斯模型完成电能计量仪表异常并行检测。实验结果表明:所提方法的电能计量仪表异常并行检测准确度更好。

近年来,电力资源已经成为人们生活不可分割的一部分,使用电能计量仪表对用电用户的电力数据采集是供电公司的常用方法。电能计量仪表通过电流在从电力系统流至用户用电设备时的电能数据采集获取用电用户的用电信息。目前电能计量仪表的异常检测存在检测错误率高、准确度低的问题,故需要研究载波技术下电能计量仪表异常并行检测方法。该方法的研究为以后电能计量仪表的异常检测研究带来新的技术支持,具有重要的现实意义^[1-2]。

刘杰等人提出基于ARIMA模型的异常检测方法,首先根据获取的用电用户电能数据制作控制图中心线;其次,曲线化控制图中心线;最后,通过ARIMA模型完成电能计量仪表的异常检测。但该方法存在异常检测错误率高的问题^[3]。高文俊等人提出基于优化卷积神经网络模型的异常检测方法,首先通过特征变量的融合构建时空特性输入矩阵;其次,结合卷积神经网络建立电能计量仪表的异常检测模型;最后,通过Adam算法优化异常检测模型,并完成最终的电能计量仪表的异常检测。但该方法

存在检测时间长的问题^[4]。史鹏博等人首先通过决策树方法过滤异常数据;其次,对电能数据实行聚类处理;最后,通过递推算求解仪表数据矩阵,完成电能计量仪表的异常检测^[5]。但该方法存在检测准确度低的问题。为了解决上述方法中存在的问题,本文提出载波技术下电能计量仪表异常并行检测方法。

基于载波技术的电能数据远程采集

首先通过载波技术建立电能数据远程采集系统并对电能数据实行采集^[6]。载波技术是以低压电力线为传输介质来实现数据传输的特殊通信方法,广泛应用于电力传输领域,其通信原理如图1所示。

基于载波技术的电能数据远程采集系统如图2所示。

根据数据采集指令,数据集中器通过电力载波通信模块采集用电用户电能数据。载波通信链路发射时域信号 $d(y)$ 公式为

$$d(y) = \sum_{o=0}^{Z-1} \sum_{o=0}^{M-1} s_o[l] v_o[o] \cos(2\pi(g_0 + f)a(y - lY_n)) \quad (1)$$

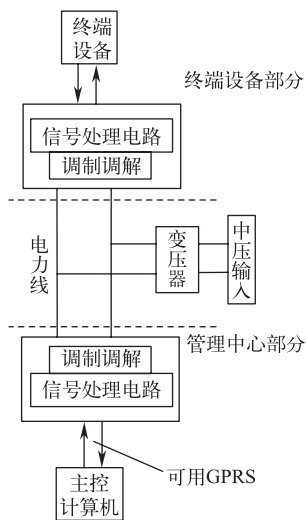


图1 载波技术通信原理

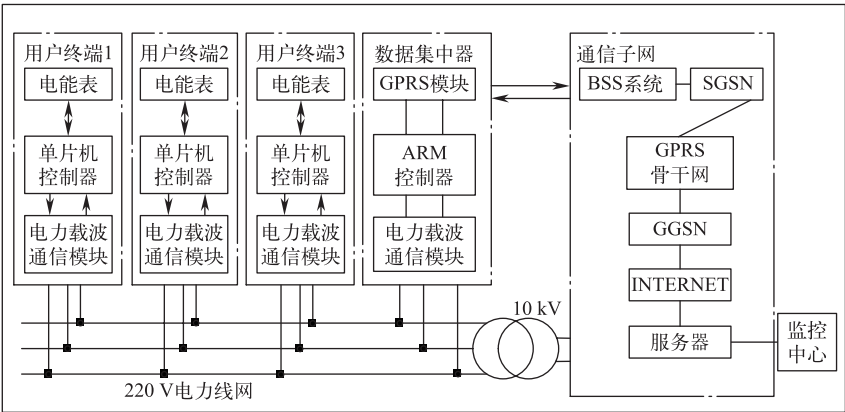


图2 电能数据远程采集系统

式中， Z 为用户数； M 为二维扩频后用户数据生成的码片； $s_o[l]$ 为 o 个用户在第 l 个时间间隔传输的数据符号； $v_o[o]$ 为传输数据对应的扩频码序列； f 为载频间隔； a 为单位脉冲； Y_n 为码片时间； g_o 为载频总量。

用户传输函数 j_{zo} 表达式为

$$j_{zo} = \sigma_{zo} r \quad (2)$$

式中， σ_{zo} 为信道幅度； z 为用户； o 为子载波； r 为传输系数。

经无线信道接收信号 $d'(y)$ ，其表达式为

$$d'(y) = \sum_{o=0}^{Z-1} \sum_{l=0}^{M-1} \sigma_o s_o[l] v_o[o] a(y - lY_n) \times \cos(2\pi(g_o + f)j_{zo} - \gamma_o) + m(y) \quad (3)$$

式中， $m(y)$ 为高斯白噪声； γ_o 为相位衰弱。

通过载波技术的通信传输完成电能数据远程采集系统的建立，并完成电能计量表数据的采集。

电能数据聚类处理

以上述采集到的电能计量表数据作为基础，为了提高方法并行检测的能力，通过多维模糊 C 均值聚类算法对上述采集的数据展开具体分类。通过直线斜率描述该重要趋势特征，并转化原序列 $C=(c_1, c_2, \dots, c_n)$ 对应趋势序列 C' ，其表达式为

$$C' = \frac{c_{o+1} - c_o}{\Delta t}, o = 1, 2, \dots, n-1 \quad (4)$$

式中， Δt 为两序列时间差。

趋势序列可更好地反映各时间段内的趋势特征信息。

趋势序列的相似度可以通过改进动态时间弯曲(DTW)方法衡量。

设置趋势序列 $C'=(c'_1, c'_2, \dots, c'_n)$ 和 $U'=(u'_1, u'_2, \dots, u'_n)$ ，在 $m \times q$ 大小的距离矩阵 $F_{m \times q}$ 下， c'_o 和 u'_k 两者欧氏距离表达式为

$$f(o, k) = \sqrt{(c'_o - u'_k)^2} \quad (5)$$

构建积累代价矩阵求解最小弯曲距离总代价，各元素 $Z(o, k)$ 表达式为

$$Z(o, k) = f(o, k) + \min \begin{cases} Z(o-1, k-1) \\ Z(o, k-1) \\ Z(o-1, k) \end{cases} \quad (6)$$

式中， o, k 为元素维度。

进一步推导出两趋势序列 C' 、 U' 的改进动态时间弯曲距离表达式为

$$DTW'(C', U') = Z'(o, k) \quad (7)$$

式中， $Z'(o, k)$ 为改进后最小弯曲距离总代价的各元素解，两趋势序列的相似度与动态时间弯曲距离成正比。

以多维相似度作为两数据距离衡量，使用多维模糊 C 均值聚类算法完成数据聚类。多维模糊 C 均值聚类目标函数 $K'_q(I, B)$ 表达式为

$$K'_q(I, B) = \sum_{l=1}^m \sum_{o=1}^v (v'_{ol}) [DTW'(C', U')]^2 \quad (8)$$

根据聚类中心，汇聚不同类型的数据，获得电能计量仪表的电压数据、电流数据、功率数据和谐波数据。

电能计量仪表异常并行检测

将聚类后电能数据一同输入主动学习-朴素贝叶斯模型中,实现电能计量仪表的异常并行检测。

朴素贝叶斯定理即通过训练电能数据,判断其是否属于异常数据,实现异常检测。

用 $C=\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 表示电能数据向量,将多目标聚类函数 $K'_q(I, B)$ 的结果用 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 表示,其中 $v_1, v_2, \dots, v_n$ 表示电能数据的类别,贝叶斯定理,即求解向量属于类别的概率 $P(v_o|C)$ 表达式为

$$P(v_o|C) = \frac{P(C|v_o)}{P(v_o)} \quad (9)$$

式中, $P(C|v_o)$ 为向量 C 的概率; $P(v_o)$ 为联合概率。

推导其概率最大值 $P'(v_o|C)$ 的表达式为

$$P'(v_o|C) = \max \{P(v_1|C), P(v_2|C), \dots, P(v_q|C)\} \quad (10)$$

根据贝叶斯条件假设,推导出公式为

$$P(C|v_o) = \prod_{k=1}^m P(c_m|V_k) \quad (11)$$

式中, V_k 表示类别; c_m 表示向量。

在上述分析的基础上,建立朴素贝叶斯模型 $V(c)$,将分类后的电能数据输入下述检测函数中,实现异常并行检测

$$V(c) = \arg \max P(V_k)P(C|v_o) \quad (12)$$

实验与分析

为了验证载波技术下电能计量仪表异常并行检测方法的有效性,对其完成如下测试。

在Intel Core i7-12700KF CPU、32 GB RAM、2.11 GHz配置的计算机上使用MATLAB R2014b软件建立电能计量仪表试验集群作为实验对象,如图3所示。

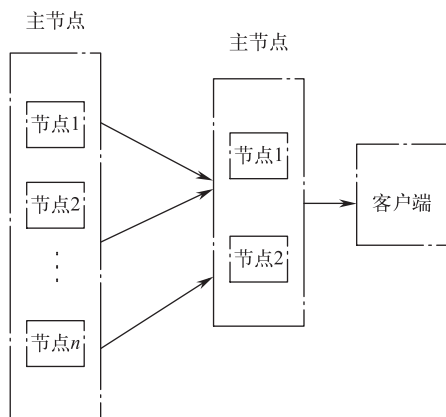
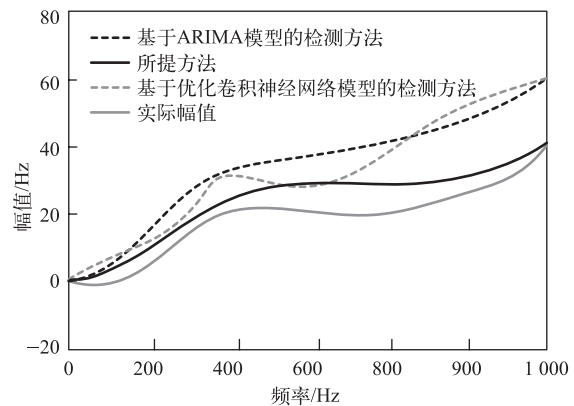


图3 电能计量仪表试验集群

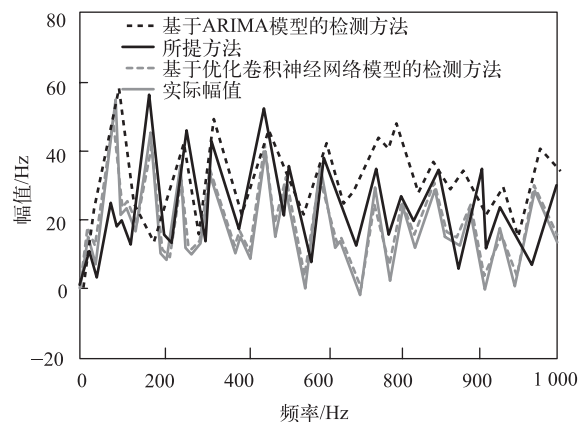
采用载波技术下电能计量仪表异常并行检测方法(所提方法)、基于ARIMA模型的电能计量仪表异常检测方法(文献[3]方法)和基于优化卷积神经网络模型的电能计量仪表异常检测方法(文献[4]方法)完成实验测试。

(1) 电能数据采集准确度评估

在0 db、20 db噪声下,采用所提方法、基于ARIMA模型的检测方法、基于优化卷积神经网络模型的检测方法完成电能数据采集,记录其幅频特性曲线结果如图4所示。



(a) 0 db噪声下,三种方法的幅频特性曲线



(b) 20 db噪声下,三种方法的幅频特性曲线

图4 三种方法的幅频特性曲线

分析图4可知,基于ARIMA模型的异常检测方法、基于优化卷积神经网络模型的异常检测方法,在没有噪声和有噪声的情况下幅值曲线与实际值皆偏差较大,而所提方法在没有噪声和有噪声的情况下,幅值曲线与实际值皆较为接近,表明所提方法数据采集准确度更好。

(2) 异常检测结果对比

电能计量仪表运行状态类型及其编号见表1。

表1 电能计量仪表运行状态类型及其编号

1	断相	2	正常
3	失电压	4	失电流
5	欠电压	6	过电流
7	过电压	8	负电流
9	电压不平衡	10	电流不平衡

采用所提方法、基于ARIMA模型的检测方法和基于优化卷积神经网络模型的检测方法，完成电能计量仪表异常检测，记录检测结果如图5所示。

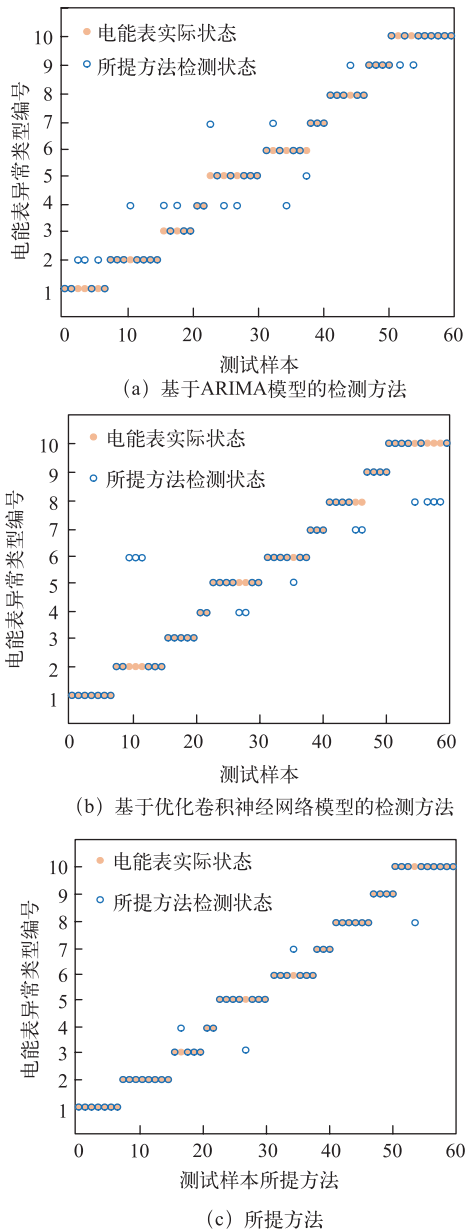


图5 三种方法的电能计量仪表异常检测结果

分析图5可知，基于ARIMA模型的检测方法、基于优化卷积神经网络模型的检测方法检测出的电

能计量仪表异常状态，对比实际情况的样本偏差数量较多。所提方法检测出的电能计量仪表异常状态；对比实际情况样本偏差数量更小，表明所提方法的异常检测效果更好。

实验结果表明，本文提出的方法通过多维模糊C均值聚类方法，对电能数据进行分类处理，从而提高了并行检测性能。另外，采用主动学习-朴素贝叶斯算法进行电能计量仪表异常检测，进一步提高检测准确率，从而实现更好的检测效果。

结束语

电能计量仪表的异常检测，关系到供电公司对于用电用户电能数据的采集，是电力系统研究的重要问题之一。目前的电能计量仪表异常检测，存在检测错误率高的问题，因此提出载波技术下，电能计量仪表异常并行检测方法。首先，获取电能数据；其次，对其实行数据分类处理；最后，完成电能计量仪表异常检测。该方法的研究解决了传统方法中存在的问题，具有重要现实应用意义。EA

(收稿日期：2024-01-22)

参考文献

[1] 邝浩欣, 夏黄蓉, 李宝, 等. 基于电力线载波技术的军工科研院所设备仪器智能化管理研究与应用[J]. 科技管理研究, 2020, 40(13): 55-61.

[2] 马健, 滕召胜, 邱伟, 等. 基于IGA-BP神经网络的智能电能计量设备退化趋势研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 123-131.

[3] 刘杰, 房俊, 雷峰津. 电能质量异常数据在线检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(9): 240-247.

[4] 高文俊, 薛斌斌, 庞振江. 基于时空卷积神经网络的智能电表故障预测[J]. 电子技术应用, 2022, 48(3): 59-63.

[5] 史鹏博, 李蕊, 李铭凯, 等. 基于决策树和聚类算法的智能电表误差估计与故障检测[J]. 计量学报, 2022, 43(8): 1089-1094.

[6] 程秀峰, 肖兵, 夏立新. 知识融合视角下用户行为数据采集与共享机制研究[J]. 情报科学, 2020, 38(1): 30-35.