

# 最小权点覆盖下的智能电表通信 故障区域预警方法

薛晓慧<sup>1†</sup>, 郭志华<sup>1</sup>, 芮光辉<sup>1</sup>, 王琳<sup>2</sup>, 于洋洋<sup>3</sup>, 刘庚<sup>3</sup>

(1. 国网青海省电力公司, 青海 西宁 810008; 2. 国网青海省电力公司营销服务中心, 青海 西宁 810008;  
3. 国网思极紫光(青岛)微电子科技有限公司, 北京 100081)

**摘 要:** 电表通信故障预警可以保证智能电表的通信安全, 有利于实现对智能电能表的全过程质量管控。但是, 智能电表的工作轨迹具有随机性, 跟踪难度较大, 其故障变量信息的提取难度较大。为此, 提出了基于最小权点覆盖的智能电表通信故障区域预警方法。利用智能电表运行状态的观测向量作为故障检测的关键变量, 计算出运行状态观测向量的平均轨迹。根据智能电表通信故障数据变量在不同时刻的运行轨迹, 提取出智能电表通信故障的关键变量信息, 完成智能电表通信故障的检测。在最小权点覆盖下, 采集智能电表通信故障数据。利用 Fisher 准则, 计算出智能电表通信故障属性的重要程度, 通过设计智能电表通信故障区域预警算法, 实现智能电表通信故障区域的预警。实验结果表明, 研究方法可以成功预警智能电表通信故障, 通过较高的预警准确率确保了智能电表的稳定运行。

**关键词:** 智能电表; 故障预警; 最小权点覆盖; 通信故障; 数据采集; 关键变量

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

## Intelligent Meter Communication Fault Area Early Warning Method under Minimum Weight Point Coverage

XUE Xiao-hui<sup>1†</sup>, GUO Zhi-hua<sup>1</sup>, RUI Guang-hui<sup>1</sup>, WANG Lin<sup>2</sup>, YU Yang-yang<sup>3</sup>, LIU Geng<sup>3</sup>

(1. State Grid Qinghai Electric Power, Xining, Qinghai 810008, China;  
2. State Grid Qinghai Electric Power Company Marketing Service Center, Xining, Qinghai 810008, China;  
3. Smart Shine Microelectronics Technology Co., Ltd., Beijing 100081, China)

**Abstract:** The communication fault early warning of electric meter can ensure the communication safety of intelligent electric meter and is conducive to the whole process quality control of intelligent electric meter. However, the working track of smart meter is random, so it is difficult to track, and it is difficult to extract the fault variable information. Therefore, an early warning method of intelligent meter communication fault area based on minimum weight point coverage is proposed. Using the observation vector of smart meter operation state as the key variable of fault detection, the average trajectory of the observation vector of operation state is calculated. According to the running track of smart meter communication fault data variables at different times, the key variable information of smart meter communication fault is extracted to complete the detection of smart meter communication fault. Under the minimum weight point coverage, collect the communication fault data of smart meter. Using Fisher criterion, the importance of communication fault attribute of smart meter is calculated, and the early warning algorithm of communication fault area of smart meter is designed to realize the early warning of communication fault area of smart meter. The experimental results show that the research method can successfully warn the communication failure of smart meter, and ensure the stable operation of smart meter through high early warning accuracy.

**Key words:** smart meter; fault early warning; minimum weight point coverage; communication failure; data acquisition; key variables

收稿日期: 2022-02-28

作者简介: 薛晓慧(1971—), 女, 河南兰考人, 本科, 高级工程师, 研究方向: 电力计量, 采集管理, 营销信息化建设。

† 通信联系人, E-mail: jing53738416@163.com

20 世纪 70 年代以来,安全仪器设备的失效引发了一系列的火灾、爆炸、毒物泄漏,严重危害了人民的生命财产安全,同时给周围环境造成了一定损害<sup>[1]</sup>。安全仪器在石油、化工、冶金等高危的工业中得到了广泛的应用,这些设备是确保企业安全运行的关键设备。不过,随着时间的流逝,这些仪器也渐渐失灵,危险存在的位置也在不断地改变<sup>[2]</sup>。过去的分析都是将故障发生的概率作为一个常数来确定,从而造成实际维护的效率低下和缺乏针对性。智能电表是智能电网中电能采集和传输的基本计量装置,随着智能仪表的功能不断丰富,它的故障种类也日趋复杂<sup>[3]</sup>。实时预警智能电表的通信故障区域,有助于有关部门制定出相应的、合理的解决办法,以保证智能电表的安全、稳定,降低智能电表的维护费用。

张雅等人<sup>[4]</sup>利用数据挖掘技术对智能电表故障进行了实时预警,将 C5.0 应用到了智能电表的故障预警模型构建中。通过对模型进行大量的训练,并使用该模型的测试集合来进行智能电表故障的预警,在 VS2016 平台上建立了一个故障报警系统。仿真实验证明,通过对电网故障的预警,可以对电网运行中的不正常电量进行集中检修,从而减少人工、资源的浪费,但是本系统对智能电表的工作状况预警的精度较低。江剑峰等人<sup>[5]</sup>针对智能电表故障数据中存在的随机性、模糊性以及它们之间的相互关系,利用聚类算法和云理论挖掘数据,构造出智能电表的故障信息分级诊断云模型,找出智能电表存在的问题和影响其可靠度的关键信息,并对某市主站 2015 年所采集的智能电表异常事件进行了挖掘与分析,结果表明此方法是可行的。

基于以上研究背景,本文引入最小权点覆盖,设计一种智能电表通信故障区域预警方法,从而提高预警的整体性能。

## 1 智能电表通信故障区域预警方法设计

### 1.1 检测智能电表通信故障

在检测智能电表通信故障的过程中,定义了智能电表运行状态的观测向量,表达式为:

$$\mathbf{S} = \frac{\lambda s_f}{\mathbf{e}_i \mp d_p} \cdot \mathbf{C}_e \quad (1)$$

式中,  $\lambda$  代表智能电表的运行状态阈值;  $s_f$  代表智能电表通信故障数据的主元数量;  $\mathbf{e}_i$  代表主元之间的协方差矩阵;  $d_p$  代表智能电表在正常状

态下的通信故障数据;  $\mathbf{C}_e$  代表智能电表的历史数据。

利用智能电表运行状态的观测向量作为故障检测的关键变量<sup>[6]</sup>,通过分析智能电表的历史运行情况,计算出运行状态观测向量的平均轨迹,即:

$$G_r = \frac{s_e + s_p}{b_p} \cdot \sqrt{x_t + y_i} \quad (2)$$

式中,  $s_e$  代表关键变量轨迹中的单个元素;  $s_p$  表示关键变量在智能电表运行时间内的变化趋势信息;  $b_p$  表示关键变量的动态特征;  $x_t$  表示智能电表通信故障检测样本的变量值;  $y_i$  表示关键变量的轨迹向量。

针对智能电表的电子化程度较高<sup>[7]</sup>,对通信故障变量运行轨迹的要求非常严格,需要给出智能电表通信故障数据变量在不同时刻的运行轨迹,即:

$$e_t = \frac{x_p \cdot v_k}{\xi_u} + j_p \quad (3)$$

式中,  $x_p$  表示故障数据在轨迹运行空间中的权重;  $v_k$  表示故障数据的轨迹判定;  $\xi_u$  表示故障数据的取样间隔;  $j_p$  表示同一时段的故障数据的相似度。

智能电表在智能电网建设中是一种比较复杂的计量设备,当发生通信故障之后,很难保证其正常运行<sup>[8]</sup>,因此需要提取出智能电表通信故障的关键变量信息,即:

$$z_p = \frac{f_p \cdot u_o}{f_u + m_l} \quad (4)$$

式中,  $f_p$  代表智能电表通信故障样本的类型集合;  $u_o$  代表智能电表通信故障数据在主元空间的得分矩阵;  $f_u$  代表故障数据检测变量的轨迹趋势图;  $m_l$  代表智能电表通信故障检测数据样本的轨迹向量。

根据智能电表通信故障的关键变量信息,对智能电表通信故障进行检测,即:

$$J_r = \frac{n \mp \tau_e}{b_p} \times \frac{G_r}{z_p} \times \mp e_i \quad (5)$$

其中,  $n$  表示关键变量的数量;  $\tau_e$  表示智能电表通信故障关键变量信息的过程数据。

利用智能电表运行状态的观测向量作为故障检测的关键变量,计算出运行状态观测向量的平均轨迹,根据智能电表通信故障数据变量在不同时刻的运行轨迹,提取出智能电表通信故障的关键变量信息,完成智能电表通信故障的检测。

## 1.2 基于最小权点覆盖的采集智能电表通信故障数据

针对智能电表通信故障样本数据严重不平衡会对预警性能产生影响,基于图论的最小权点覆盖策略<sup>[9]</sup>,计算通信故障区域的覆盖面积,结合故障特征相关系数计算,提出了一种通信故障数据采集方法,通过设定一个故障数据采样的平衡系数,保证样本的灵活性,其主要步骤如下:

计算通信故障特征的相关系数,选取通信故障数据的重要特征。

分别计算通信故障数据集中各故障特征与样本类别之间的相关系数,在最小权点覆盖下,选择相关系数较大的特征作为该数据集的重要特征,假设给定一个训练数据集:

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (6)$$

其中,  $x_i$  表示第  $i$  个通信故障样本的特征数据,  $x_i \in X \subseteq R^n$ ,  $X$  为最小权点覆盖下的输入空间;  $y_i$  表示第  $i$  个通信故障样本的类别标签,  $y_i \in Y \subseteq R^n$ ,  $Y$  为最小权点覆盖下的输出空间。

假定智能电表通信故障数据集含有  $M$  个特征,特征集合表示为  $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_k, \dots, \delta_N]$ , 其中  $\delta_k$  表示第  $k$  个通信故障的特征向量,那么该数据集中各特征属性与样本类别之间的相关系数表示为:

$$R = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k, \dots, \varphi_N] \quad (7)$$

其中,  $\varphi_k$  表示第  $k$  个通信故障的特征向量类别标签的相关系数。

在采集智能电表通信故障数据时,在最小权点覆盖下,将各故障特征与样本类别间的相关系数进行排序<sup>[10]</sup>,通过设置一个占比系数  $\xi$  和故障特征总数  $n$ ,将相关系数较大的  $\alpha$  个故障特征标记为该数据集样本的重要特征,即得特征集合:

$$\psi_s = [\delta_{s1}, \delta_{s2}, \dots, \delta_{sN}] \quad (8)$$

其中,  $\delta_{s1}, \delta_{s2}, \dots, \delta_{sN}$  表示与样本类别相关度依次减小的特征数据,在后续智能电表通信故障数据流程中,主要考虑所标记的特征集合的通信故障数据信息<sup>[11]</sup>,以尽可能避免智能电表通信故障的主要特征信息的丢失。

根据智能电表通信故障数据的采集步骤,设计了智能电表通信故障数据采集流程,如图 1 所示。

根据以上过程,在最小权点覆盖下,采集了智能电表通信故障数据。

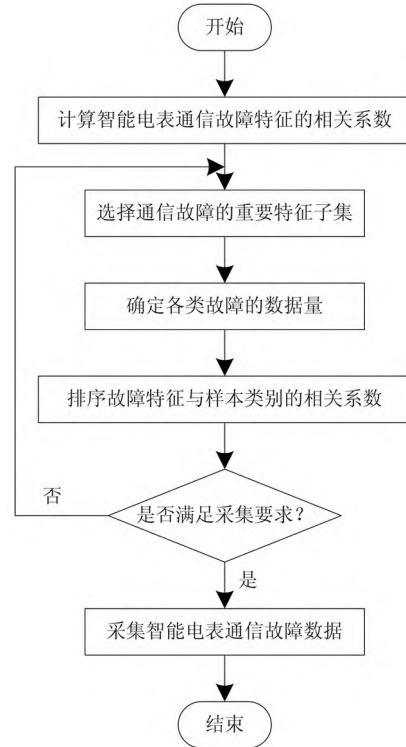


图 1 智能电表通信故障数据采集流程

## 1.3 智能电表通信故障区域预警算法的设计

根据采集到的智能电表通信故障数据,利用 Fisher 准则<sup>[12]</sup>,计算出智能电表通信故障属性的重要程度,从而实现智能电表通信故障区域的预警,主要过程如下:

首先,计算智能电表通信故障数据的类内聚合程度  $J_W^{(k)}$ :

$$J_W^{(k)} = \sum_{i=1}^m J_i^{(k)} \quad (9)$$

其中,  $m$  表示智能电表故障数据的类别数;  $J_i^{(k)}$  为第  $k$  维智能电表故障数据属性属于第  $i$  类别的聚合程度,可以通过下式计算得到:

$$J_i^{(k)} = \sum_{x \in D_i} [x^{(k)} - w_i^{(k)}]^2 \quad (10)$$

式(10)中,  $x^{(k)}$  为第  $k$  维智能电表故障数据的属性向量;  $D_i$  为智能电表故障数据在第  $i$  类别的样本,  $w_i^{(k)}$  表示第  $k$  维智能电表故障数据属于第  $i$  类别的属性向量,计算公式为:

$$w_i^{(k)} = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in D_i} x^{(k)} \quad (11)$$

其中,  $n_i$  为智能电表故障数据在第  $i$  类别的样本数量。

类内聚合度给出了某个维度在某个类内的方差,越小类内聚合度表示同类数据的聚合程度越高<sup>[13]</sup>。类间聚合度的计算公式为:

$$J_B^{(k)} = \sum_{i=1}^m n_i (\omega_i^{(k)} - \omega^{(k)})^2$$

(12)

上述公式中,  $\omega^{(k)}$  表示第  $k$  维智能电表故障数据的属性向量。

在度量一个故障数据属性的类别区分度得分时,往往希望这个维度故障数据样本的类内方差尽量小,同时类间离散度尽可能大,将会使不同类之间的故障数据样本更可分<sup>[14]</sup>。所以,最终得出每个维度类别区分度得分计算公式如下:

$$f(k) = \frac{Z_B^{(k)}}{Z_W^{(k)}}$$

(13)

其中,  $Z_W^{(k)}$  表示第  $k$  个维度智能电表通信故障样本的类内方差;  $Z_B^{(k)}$  表示第  $k$  个维度故障数据的类间不相似程度。

综上所述,利用 Fisher 准则,计算了智能电表通信故障属性的重要程度<sup>[15]</sup>,通过智能电表通信故障区域预警算法设计,实现了智能电表通信故障区域的预警。

2 实验分析

2.1 实验元件

智能电表的工作原理是通过实时采集用户的供电电压、电流,再通过集成电路对采集到的电压、电流进行处理,并将其转化为与电能成比例的脉冲,最后由单片机完成脉冲的处理与控制,实现功耗的显示与输出。因此本文选择 DTZY876 型号的智能电表作为实验元件,其实物图如图 2 所示。



图 2 DTZY876 型号智能电表实物图

2.2 构建智能电表通信故障数据集

利用 2.1 节选择的智能电表,在其运行的半年时间内,采集历史故障数据,通过对故障数据的类别划分,构建了智能电表通信故障数据集,表 1 给出了实验数据集中不同故障类型。

表 1 实验数据集中不同故障类型

类型编号	故障类型	类型编号	故障类型
类 1	计量故障	类 6	外观故障
类 2	显示故障	类 7	处理故障
类 3	软件故障	类 8	控制故障
类 4	电源故障	类 9	时钟故障
类 5	存储故障	类 10	其他故障

2.3 设定实验指标

为了验证本文方法在智能电表通信故障区域预警中的效果和性能,在 simulation 仿真平台上,将表 1 中的数据导入仿真软件中,判断智能电表是否会发出警报;接着利用准确率指标衡量智能电表通信故障区域预警性能。

2.4 研究方法的预警结果

将智能电表与计算机连接,利用仿真软件模拟智能电表的故障,判断当智能电表出现通信故障时,本文方法能否发出警报,结果如图 3 所示。



图 3 预警效果

从图 3 的结果可以看出,当智能电表出现故障时,采用本文方法对智能电表通信故障进行预警时,警报灯亮起,验证了本文预警方法的有效性。



## 2.5 研究方法的准确率测试

智能电表通信故障区域预警准确率测试结果如图4所示。

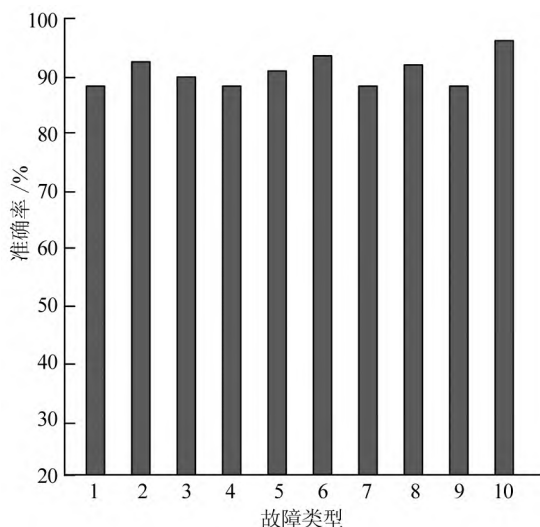


图4 预警准确率测试结果

根据图4的结果可知,采用本文方法对智能电表通信故障进行预警时,预警准确率可以达到85%以上,说明在最小权点覆盖下,能够提前采集智能电表通信故障数据,分析出故障数据的类型,大大提高预警准确率。

## 3 结论

本文提出了最小权点覆盖下的智能电表通信故障区域预警方法研究,经过实验测试发现,该方法可以成功预警智能电表的通信故障,并提高预警性能。但是,本文的研究还存在很多不足,在今后的研究中,希望可以对故障数据的分类准确率进行深入研究,从而细化不同种类故障特征,保证预警的可靠性。

## 参考文献

- [1] 高欣,纪维佳,赵兵,等.不平衡数据集下基于CVAE-CNN模型的智能电表故障多分类方法[J].电网技术,2021,45(8):3052—3060.
- [2] 永兴,曹国瑞,杨霖,等.基于混合威布尔分布的电表寿命预测研究[J].电气传动,2021,51(1):61—66.
- [3] 张乐平,周尚礼,谢文旺,等.基于GO法与贝叶斯网络的智能电表可靠性预计方法研究[J].电测与仪表,2021,58(10):177—184.
- [4] 张雅,樊艳芳,刘群杰.智能电表故障预警系统的设计与开发[J].电测与仪表,2021,58(1):183—188.
- [5] 江剑峰,张垠,田书欣,等.基于云理论的智能电表故障数据分析[J].电力科学与技术学报,2020,35(2):163—169.
- [6] 孙天雨,郝新,薛丽敏,等.智能电表高阻抗故障检测方法研究[J].电测与仪表,2021,58(12):184—189.
- [7] 李贺龙,于海波,何娇兰.基于数据融合方法的智能电表运行剩余寿命预测[J].电测与仪表,2019,56(18):126—133.
- [8] 杨国燕,关靓.基于回归分析的智能电表可靠性分析方法[J].黑龙江大学自然科学学报,2019,36(4):498—504.
- [9] 张臻辉,赵丹,贺星,等.电表故障预测的代价敏感模型研究[J].电测与仪表,2021,58(3):180—184.
- [10] 段俊峰,李宁,唐求,等.基于CK-GPR的多应力环境智能电表剩余寿命预测[J].仪器仪表学报,2021,42(4):102—110.
- [11] 陈亮,黄友朋,路韬,等.基于失效物理的电表故障定位与复现方法研究[J].电子器件,2021,44(4):946—952.
- [12] 肖勇,马喆非,罗鸿轩,等.基于深度信念网络与数据聚合模型的智能电表数据异常检测方法[J].南方电网技术,2021,15(1):99—106.
- [13] 刘旭明,唐求,邱伟,等.基于ZINB层次贝叶斯智能电表的可靠性预估[J].电子测量与仪器学报,2019,33(7):28—36.
- [14] 刘紫熠,刘卿,王崇,等.基于智能电表运行故障数据的纵向分析模型[J].计算机科学,2019,46(B06):436—438,456.
- [15] 王锐,杨帆,袁静,等.基于威布尔分布和极大似然法的智能电表寿命预测方法研究[J].计量学报,2019,40(S01):125—129.