

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205728

基于离群点算法的在线监测传感器的设计与研究*

温从众¹ 丁 迅^{1,2} 张 忠² 夏兆俊² 范洋洋²

(1. 安徽工业大学 马鞍山 243000; 2. 国网安徽省电力有限公司马鞍山供电公司 马鞍山 243000)

摘要:为解决现有用电异常大数据计算模型由于原始数据不准确导致存在漏报、误报、数据处理复杂等问题,研制了一种用于分布安装在一次侧的线路的节点的在线监测传感器,通过对硬件的设计确保数据采集的可靠性;建立传感器采样误差数学模型,分析传感器铁芯引入气隙后测量后误差形成的机理,并对其进行仿真优化。引入采集电流信号波动指标及变异系数,选择数据样本质心,并根据质心及离群点算法筛选处离群点,大大降低了数据计算复杂程度,提高了用电异常判别的可靠性。功能性测试表明,该传感器采集的电流数据准确度高度,相对误差值小于0.2%,数据同步误差不大于5 μs,为计算模型提供可靠的采集数据。

关键词:在线监测传感器;取能采样 CT;仿真;离群点算法

中图分类号: TP212.6; TM933.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Design and research of online monitoring sensor based on outlier algorithm

Wen Congzhong¹ Ding Xun^{1,2} Zhang Zhong² Xia Zhaojun² Fan Yangyang²

(1. Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China;

2. Ma'anshan Power Supply Company of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Maanshan 243000, China)

Abstract: In order to solve the problems of missing alarms, false alarms, and complex data processing due to inaccurate original data in the existing big data calculation model of abnormal electricity consumption, an online monitoring sensor for distributed installation of line nodes on the primary side was developed. The reliability of data acquisition is ensured through the design of the hardware; the mathematical model of the sensor sampling error is established, the mechanism of the error formation after the sensor core is introduced into the air gap is analyzed, and the simulation optimization is carried out. The fluctuating index and coefficient of variation of the collected current signal are introduced, the centroid of the data sample is selected, and the outliers are screened according to the centroid and outlier algorithm, which greatly reduces the complexity of data calculation and improves the reliability of electricity abnormality discrimination. Functional tests show that the current data collected by the sensor is highly accurate, the relative error is less than 0.2%, and the data synchronization error is less than 5 μs, providing reliable collection data for the calculation model.

Keywords: online monitoring collector; energy sampling CT; simulation; outlier algorithm

0 引言

随着我国经济的发展,用电需求也随之不断增加,用电智能化不断完善,用电异常等情况有所改善,然而不能得到完全的遏制,如何有效防止窃电,快速定位、快速取证一直是电网智能化的重要方向^[1]。

传统的手段是采用人工勘察、检测电表、电表箱等是否被篡改,工作量大且效率低;所以国内外很多学者对此进行了研究,如通过电表反馈的用电数据,建立大数据用电结构模型,通过大数据算法判断是否存在用电异常^[2];还有通过采集用户电表数据采用算法进行分析是否存在异常用电,如双向深度循环神经网络的窃电检测方法等^[3-4],箱式变电站 10 kV 侧安装多功能防窃电控制

器^[5],无法实现异常线路精准定位。通过在电表附件安装监测设备进行改装和监控^[6-7],容易人为破坏导致无法监测。通过对窃电现象的系统分析,提出新的用电特征指标,构建合理的窃电嫌疑评价体系^[8-9];还有通过人工智能深度学习分别提出 1 D-DenseNet 网络、Multi-scale DenseNet 网络和 BPIE-BiSRNN 网络等窃电用户检测方法^[10-14];现有方法主要采用浅层机器学习模型检测窃电嫌疑用户,如支持向量机和浅层神经网络等^[15-16]。以上研究显著提高窃电行为检测的准确性,大大降低了人工检测用电异常的成本,智能化应用得到很好应用,然而在原始数据不准确的情况下,大数据计算模型等方法存在漏报、误报等问题。还有学者提出 PCD 罗氏线圈电流传感器采集高低压两侧间数据的通过 ZigBee、无线技术实现传递数据,通过算法发现异常用户,数据传递^[17-20];然而 PCD 罗氏线圈不方便后期安装,且采集精度不高。

针对以上问题,设计研发一种远离用户视线、保证采

集数据的可靠性,采用 4 G 无线通信实现实时数据同步,通过采集监测线路和用户电表电信息采用改进离群算法分析及时发现各类异常用电情况,从而实现此类异常自动识别的在线监测传感器。

1 传感器的基本原理及软硬件设计

如图 1 所示,电流传感器将所在待监测的输电线路节点的电流转化成小电流,再通过一个低温漂无感标准电阻生成电压信号,再通过 A/D 转换模块转化成数据信号,并将采集的数据信息存储在 MCU 芯片内,MCU 芯片将数据压缩后通过 4 G 通讯模块发送给负荷监测系统主站,负荷监测系统主站将数据同步到用电信息采集主站。负荷监测系统主站和用电信息采集主站同步数据,将采集的数据导入用电异常模型分析,判断是否存在用电异常。

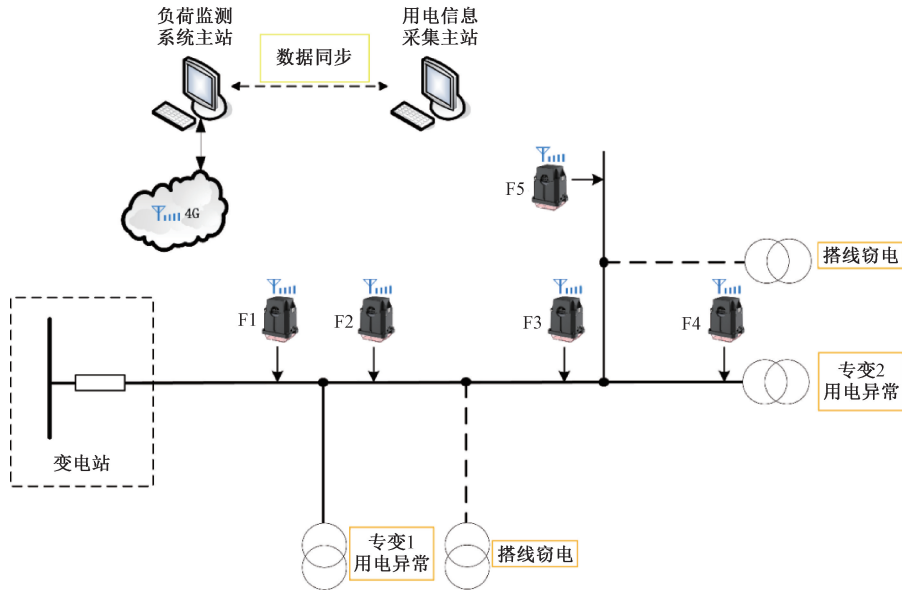


图 1 在线监测系统原理

Fig. 1 Schematic diagram of online monitoring system

如图 2 所示,在线监测传感器包括用于采集电流信号和取能的采样取能 CT;用于保证数据同步的内置走时精确的时钟电路;将监测结果上传至负荷监测系统主站的 4 G 通信模块;用于保护电路和供给电源给控制主板的电源模块。

1.1 电源模块的硬件设计

电源模块包括 CT 取能、整流电路、限流限压电流电路,TVS 瞬态保护电路,获得恒定直流电压对主板电路进行供电。

如图 3 所示,电源模块采用主辅备三级供电并集成多电源管理体系,用 CT 取能并辅以大容量超级电容作为

主供电电源,取能 CT 是采用铁芯耦合电线,铁芯绕组从电线上感应获取电能,多余电能存储在超级电容和备用电源内,实现智能供电系统。

MCU 和 4 G 通信模块的系统静态功耗为 $200 \mu\text{A} \times 3.3 \text{ V}$;4 G 通信模块工作时功耗为 $400 \text{ mA} \times 3.3 \text{ V}$;电源模块的备用电源可以维持传感器每日发送采集数据及定时正常运行 4 年。

如图 4 所示,电源模块的感应取电电路工作原理, L_1 为 CT 取能线圈,当监测母线出现瞬时大电流时,会产生瞬时高压,TVS 双向瞬态保护电路可以限制瞬时高压,有效保护传感器的电路。采用 C_1 去除差模干扰, C_2 去除

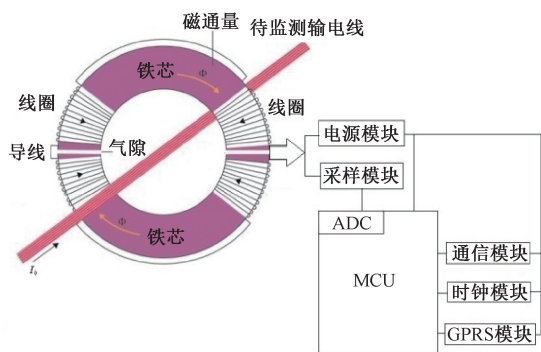


图 2 高压传感器原理

Fig. 2 Principle of high-voltage collector

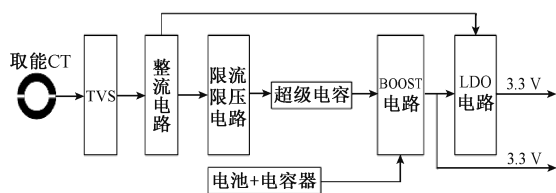


图 3 电源工作原理

Fig. 3 Power supply working principle

直流脉动, C_3 和 C_4 消除共模干扰; 由 $D_1 \sim D_4$ 构建整流电路将取电 CT 获得的交流电转化成直流电, D_5 为后端电路提供稳定的电压进, 确保传感器正常运行。

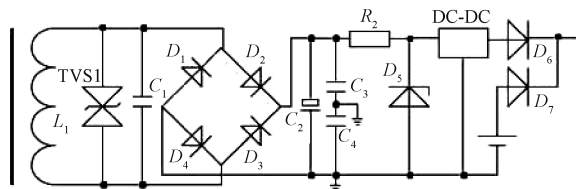


图 4 感应取电电路

Fig. 4 Inductive power take-off circuit

1.2 时钟模块

通信模块设置 RTC 实时时钟单元, 为传感器提供时间信号, 为采集系统提供定时功能, 采用 GPS 对系统的时间进行校准, 以系统主站时间为基准时间, 通过 DLPTP 协议对传感器进行对时, 再使用 DLPTP 协议和电表设备对时, 实现整个系统的时钟同步, 确保监测主站、传感器、终端电表为统一时间标准, 从而保障监测系统采集数据准确性, 为后期数据计算分析提供可靠的基础。

1.3 通信模块的设计

4 G 通信模块 EC20 采用集成多个工业标准接口、采用 LTE 3GPP Rel. 11 技术的; 最大上行速率为 50 M/S, 最大下行速率为 1 G/S, 并内置 TCP/IP 通信协议, 可通过

UART 接口和 MCU 微控制单元实现通讯数据; 并且可以通过 USB 接口用于自身调试, 配合 SIM 可以实现数据远程传输, 如图 5 主站系统和 4 G 通信模块通过 Q/GDW376—2012《电力用户用电信息采集系统通信协议》实现 4 G 通信。

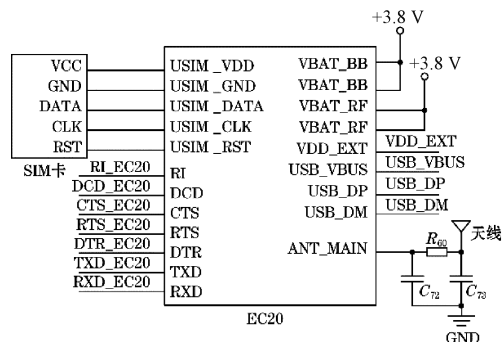


图 5 通信模块

Fig. 5 Communication module

1.4 软件设计

如图 6 所示, 传感器的软件流程为每 15 min 采集一个点, 每天共采集 96 点, 定时通过 4 G 通信将数据上传到负荷监测系统主站, 为减低能耗传感器在上报数据时上线, 其他时间为非在线状态, 上传数据或相应其他工作流程时, 发送一次登录帧, 前置机回复确认后, 再执行后面的操作流程。负荷监测系统主站接收传感器的数据包后结合用电信息采集主站采集的电表终端数据, 通过计算分析用电异常用户并生成对比曲线。负荷监测系统主站以任务数据库及实时运行数据库作为基础进行数据交换。实时数据库包含当前采集的数据, 运行参数、控制及扩展参数等相关数据被存储在非易失性随机访问存储器中防止数据丢失中。

任务数据库包含用电信息采集主站采集的电表数据, 相关数据被存储在外部固态 Flash 硬盘内。

2 数据采集模块理论分析及优化

2.1 采样取能 CT 的计算模型

由于传感器是后期加装, 为方便安装使用, 需采用开合式的铁芯结构, 和传统的取能 CT 相比, 存在两个气隙, 气隙的增加会传感器采集误差存在一定的影响, 具体分析如下:

由安培环路定律可知铁芯的饱和磁感应强度为: $B_m = \mu_0 \mu_r H_m$, 铁芯内的磁通量为 $\Phi_m = B_m S$; 由图 7 可知, 气隙会增加磁路的磁阻, 使相对磁导率 μ_r 降低, 真空磁导率 μ_0 不变; $H_m = H_2 > H_1$ 所以母线电流需要产生更大磁场强度才能使磁场感应强度达到饱和状态, 所以传感器

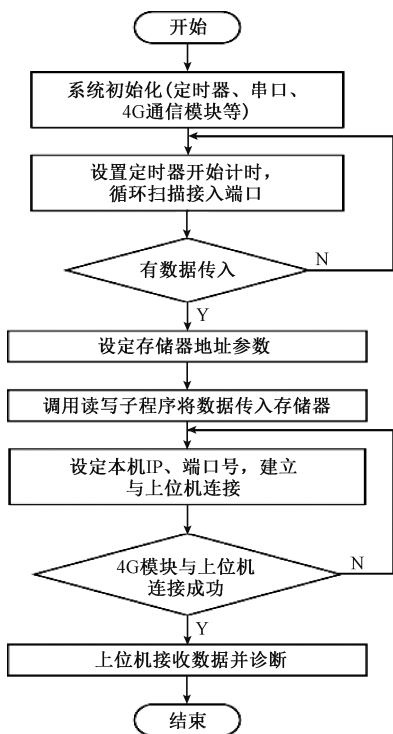


图 6 软件架构图

Fig. 6 Software flow chart

引入气隙方便后期安装同时拓宽了取能采用 CT 铁芯的电流适用值, 有利于提高其使用寿命, 放置过饱和导致 CT 烧毁。

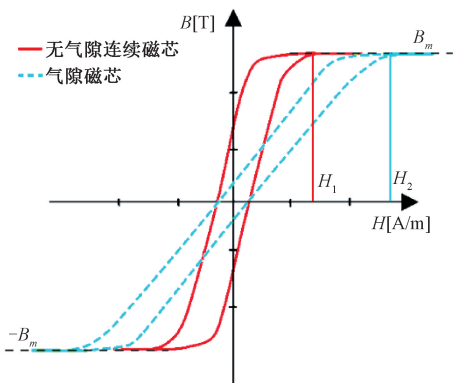


图 7 磁场强度与磁感应强度关系图

Fig. 7 The relationship between magnetic field intensity and magnetic induction intensity

虽然气隙的引入提高了采集取能 CT 的最大电流适用值, 伴随气隙会产生边缘磁通, 由于气隙的磁导率和铁芯磁导率相比低很多, 所以铁芯绕组漏阻抗变大, 励磁电流随之变大。

然而, 由于气隙的存在无法和闭合铁芯完全均匀分布绕组, 所以感应的励磁电流不仅要在铁芯建立磁场还要在气隙建立感应磁场, 进而是励磁电流变大, 随励磁电

流产生涡流损失、磁滞损失等; 采集及取能 CT 产生误差的主要原因是励磁电流。

由磁动势平衡方程:

$$I_1 N_1 = I_2 N_2 + I_0 N_2 \quad (1)$$

式中: N_1 为一次绕组线圈匝数, N_2 为二次绕组线圈匝数; I_1 为一次电流方均根值, I_2 为二次电流方均根值, I_0 为励磁电流方均根值:

$$I_0 = \frac{\varphi_i L}{\sqrt{2N_i \mu_r S}} \quad (2)$$

式中: φ_i 为励磁电流产生的磁通量; L 为铁心的平均磁路长度; μ_r 为相对磁导率; S 为铁心截面积。

误差的计算公式如下:

$$f_L = \frac{-I_0 \sin(\alpha + \theta)}{I_1} \times 100\% \quad (3)$$

$$\delta = \frac{-I_0 \cos(\alpha + \theta)}{I_1} \times 3438' \quad (4)$$

式中: f_L 为比差; δ 为角差; I_0 为励磁电流; I_1 为一次电流; θ 为铁芯损耗角; α 为二次回路的阻抗角。

由上分析可知, 气隙会使采集取能 CT 的误差变大; f_L 比差, δ 角差随着 I_0 励磁电流变大和变大, 而 φ_i 励磁电流产生的磁通量和气隙相关。

2.2 采样取能 CT 仿真优化

为了减少励磁电流的产生, 采用 COMSOL Multiphysics 软件对铁芯气隙进行仿真, 本文选用采样取能 CT 的铁芯内径为 55 mm, 外径为 80 mm, 宽度为 20 mm; 选用取电能力强、初始磁导率低的坡莫合金, 相对磁导率取 50 000 H/m, 设定母线最小电流 2 A。

如图 8、9 所示, 1 号铁芯为普通的开合铁芯, 2 号铁芯在气隙的中间多出 5 mm 正方形凸起连接部, 气隙宽度均设定为 0.2 mm。仿真结果显示, 1 号铁芯的最大磁感应强度为 0.006 6 T, 而 2 号铁芯的最大磁感应强度为 0.034 T 是 1 号铁芯的 5 倍左右。

由于而 2 号铁芯的气隙接触面积比 1 号铁芯大, 所以为磁通线提供了更大的接触表面积, 使气隙周围的边缘磁通减少, 进而减少了励磁电流, 减少数据采集误差, 保证采集数据的准确性, 同时可提高取能效率。

2.3 采集数据计算处理

将传感器采集的一次侧线路电流值和同时间的电表电流数据先进行预处理, 删除异常偏高及负数的数据, 确保处理后的数据和对应的采集时间相对应; 数据计算样本 d 为采集时间节点所采集电流差值计算定义:

$$d_i = I_{at} - I_{bt} \quad (5)$$

式中: I_{at} 为一次侧采集电流值, I_{bt} 为用户电表反馈电流值。

采用归一化处理数据, 将 $y(k)$ 转化成 0~1 的数据

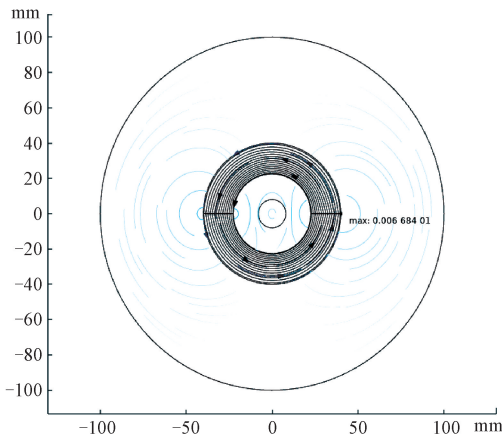


图8 1号铁芯磁感应仿真图

Fig. 8 Simulation of magnetic induction of the first iron core

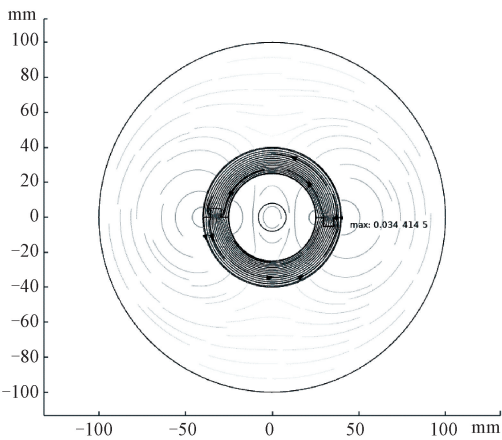


图9 2号铁芯磁感应仿真图

Fig. 9 Second core magnetic induction simulation diagram

值,有利于消除数据计算样本受量纲和属性的干扰,同时将数据转化成具有可比性的数据,使后期数据处理更加简便。

$$y(k) = \frac{|x(k) - \min(x(n))|}{|\max(x(n)) - \min(x(n))|} \quad (6)$$

式中: $x(k)$ 为任意时间节点样本值, $\min(x(n))$ 为样本极小值, $\max(x(n))$ 为样本极大值。

处理后的数据采用电流值波动率进行计算:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (d_i - \bar{d})^2 / \bar{d}} \quad (7)$$

式中: d_i 为某时间节点电流值; \bar{d} 为当日采集电流平均值; N 为采集次数; σ 为标准差; μ 为均值; CV 为单位均值上的离散度; CV 值越大表示计算样本偏离度越大表示采集电流值波动程度越大,可以从 CV 值 >0.2 的时间段中查找样本最小波动率,可初步确定用电异常时间段。

经过统计分析研究, $0 \leq CV < 0.2$ 视为合理的波动范

围, $0.2 \leq CV \leq 0.5$ 为临界波动范围; $0.5 < CV \leq 0.8$,为超标波动范围; $CV > 0.8$ 则发送通知进行现场核查。

采集电流值波动作为初选计算处理后,再选取作为数据样本平均水平的质心;在通过质心和单个采集数据样本进行比较相似度;进而筛选出离群点,使判断更加准确。

确定样本质心及离群点参数 p ;通过两次求平均值,第1次将所有的数据样本均值进行计算:

$$avg1 = \frac{(d_1 + d_2 + \dots + d_n)}{n} \quad (8)$$

式中: d_1, d_2, d_n 为各时间节点的样本值。

通过第2次求均值去除明显异常偏高的数值 d_x 后再将剩余的数据进行计算:

$$avg1 \xrightarrow{\text{去除}(d_x > k_m \times avg1)} avg2$$

式中: k_m 为比例系数; m 为剩余样本数。

$$k_m \begin{cases} 1, & 0 \leq CV < 0.2 \\ 1.2, & 0.2 \leq CV_{\min} \leq 0.5 \\ 1.4, & 0.5 < CV_{\min} < 0.8 \end{cases}$$

$$avg2 = \frac{d_1 + d_2 + \dots + d_m}{m} \quad (9)$$

异常偏高的数值 d_x 则可以定义为 $d_x > k \cdot avg1$; $avg2$ 为总样本的质心,求得质心后,在计算全部样本数据值与 $avg2$ 距离的集合 $Dist$;再设置离群点参数 p ; D 是对集合 $Dist$ 按照升序排序后的新集合的 p -分位数。

离群点参数 p 设置: p 值为 $[0, 1]$,观察数值在 $Dist$ 矩阵的分布情况, p 的设置方式,计算 $Dist$ 矩阵中距离处在 $Dist(i)$ 范围内的数据样本数和总数据样本数的比例, $0 < Dist(i) < d$,而 $d \leq \max Dist$, $\max dist$ 为 $dist$ 矩阵中的最大值。

如果 $Dist$ 矩阵的值为 $0 \sim 10$ 之间,设置 $d = 6$, p 为 $0 \sim 1$ 之间的值。每个数据样本对应一个 p 值, p 值超出 $0 < Dist(i) < d$ 范围,则没有结果输出。 p 值设定后, D 为 p 分位数可直接求得,无需设置。

计算数据样本之间的各自欧氏距离,欧氏距离越大代表数据样本之间的差异越大,在确定自定义参数 p 并计算得 D 值后,搜索离群点,样本欧氏距离超过 D 的数据样本均认定其是离群点。

将所有的离群点归集后,得到 outlier0 离群点的集合。

判定用电异常样本点及触发警报设置:离群点的集合 outlier0 归集后将不符合用电异常逻辑的高于样本均线的集合去除,确定符合逻辑的用电异常数据样本集合, outlier_time 为对应用电异常发生到结束的时段。如 outlier_time 根据需求设置3天,即计算连续3天发现用电异常后,触发推送警报。

电流值波动率可以快速分析用电异常发生的时间,而离群点算法进一步对用电数据进行分析,将电流值波动率和离群点结合可以提高系统准确度。

采用本数据处理方法分析与现场排查进行对比的情况,如表 1 所示。对比结果表明,当 CV 值高于 60%或是低于 50%时,现场排查结果和数据处理所得结果一致,当 CV 值处于 50%~60%区间时,所得结果不一致,10 个样本准确度达 90%,随着样本数量的增加,数据处理分析准确度也会提高,说明数据处理方法可以达到很好的用电异常识别效果,帮助稽查相关人员有针对性的确定用电异常用户。

表 1 数据处理分析与实际排查对比表
Table 1 data processing analysis and actual ranking comparison table

案例编号	数据处理疑似度	算法识别结果	实际排查结果
1	0.804 7	异常	异常
2	0.825 6	异常	异常
3	0.756 3	异常	异常
4	0.456 9	正常	正常
5	0.895 7	异常	异常
6	0.912 1	异常	异常
7	0.585 7	正常	异常
8	0.694 3	异常	异常
9	0.329 1	正常	正常
10	0.495 1	正常	正常

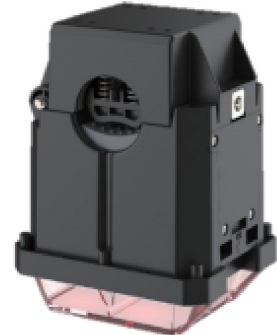
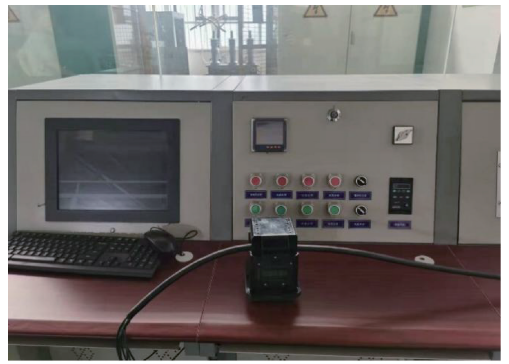


图 11 实验平台及实物图

Fig. 11 Physical diagram of the experiment

HESE,测量精度为 0.005 级)进行电流相对误差测量。

由图 12、13 可知 1 号、2 号铁芯在负载 20Ω 时,在没有使用补偿的情况下,1 号铁芯最大的最大比差值为-0.38%,最大角差值为 59.34';2 号铁芯最大的最大比差值为-0.3%;最大角差值为 54.78'。

3 功能性测试实验

根据以上软件及硬件,为确保采集数据精准度,研制传感器样机并搭建实验平台进行相关功能性测试。

如图 10~11 所示,AC 交流电源经过 T_1 调压器、 T_2 升流器转变成实验测试所需 0~600 A 内可调的稳压大电流。

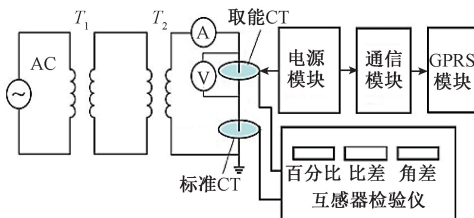


图 10 实验原理图

Fig. 10 Experimental schematic

传感器安装在 T_2 的输出电线上;MCU 和 GPRS 模块和取能采样 CT 的输出端出连接。

钳形电流表 A 测量输出电流值,标准电流互感器 CT 和取能采样 CT 比对,通过互感器检验仪(沈阳中川/

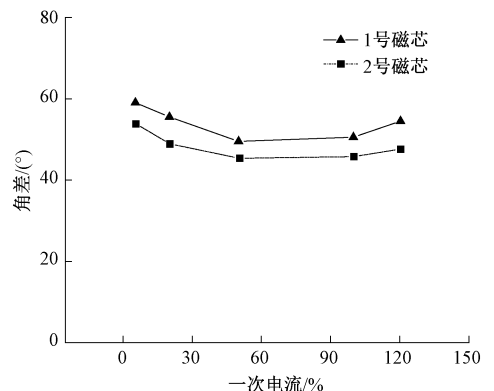


图 12 母线侧电流与角差关系图

Fig. 12 Primary side current versus angle difference

比差测量精度均可达 0.2 级,角差的测量精度均可达到 1 级且具有良好的线性度,具体应用时可进行修正,且 2 号铁芯传感器的比差、角差特性明显优于 1 号,均符合国家标准^[21]。

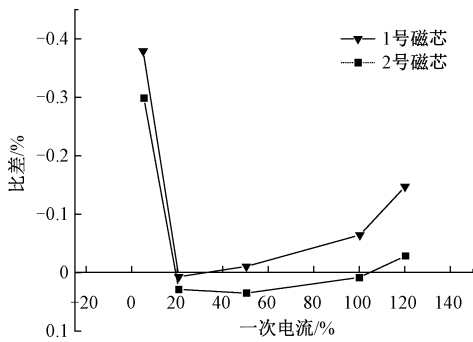


图 13 母线电流与比率关系图

Fig. 13 Primary side current versus ratio difference

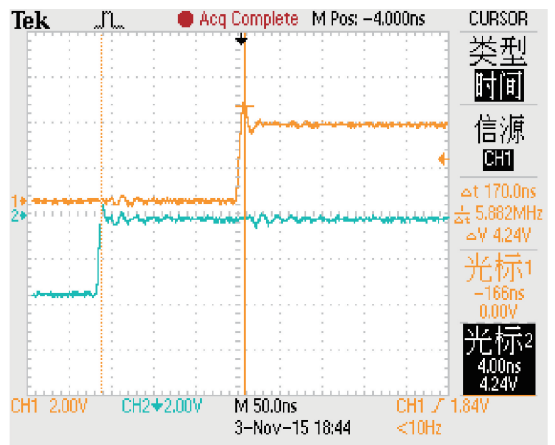


图 14 同步对时图

Fig. 14 Synchronous timing diagram

3.1 电流相对误差测试

由于 MCU 控制主板的电压为 0~3.3 V,为了能够测试出交流正弦电流信号,当一次侧线路电流 600 A 时,整流电路输入 DC-DC 模块的电压已达到最大值。因此本文的电流采集模块的设计规格 1 000 A/966 mV,额定电流为 600 A,可以测量母线电流 600 A 以内电流值。采用 2 号铁芯制作传感器,测试结果如表 2 所示。

表 2 电流测量相对误差结果

Table 2 Relative error results of current measurement

母线电流值	输出电压值/V	实际测量电流/A	相对误差/%
2	0.013 6	1.997 8	0.110 0
10	0.036 3	9.982 5	0.175 0
30	0.121 4	29.950 1	0.166 1
100	0.361 2	99.848 4	0.151 6
150	0.598 6	149.777 1	0.148 6
200	0.965 5	199.706 6	0.146 7
300	1.446 5	300.137 8	0.121 3
400	1.785 6	299.636 1	0.113 2
500	2.115 3	499.395	0.121 0
600	2.369 3	599.256	0.124 0

实验结果表明,本文设计的传感器母线线路电流为 0~600 A,电流测试出的相对误差值小于 0.2%,符合国网规定的技术要求标准。

3.2 对时误差测试

传感器所采集的数据和负荷监测系统主站时间同步是计算模型准确性的基础,本文传感器 RTC 实时时钟单元每 3 min 进行广播对时,保证各个传感器的时间同步。

为了测试传感器同步对时的偏差,本文各传感器接收数据后从 I/O 端口发出对时脉冲信号源,再通过示波器捕捉各个传感器发出的对时脉冲信号,检测出同步误差。

如图 14 所示,传感器对时同步误差最大 5 μ s,满足使用要求。

3.3 现场测试验证

实际挂网试点路线,在治理前某线路长期高损,为避免违法行为暴露,在采集变压器分支 T 接点前、后数据,与专变终端数据进行比对方式,安装多个传感器后,对该线路进行分段式监测。

根据式(7)计算分析得到 5 月份 CV5 为 0.187 2,6 月份波动率 CV6 为 0.227 6,CV7 为 0.021 4,7 月份波动很小,基本排出无异常,再根据式(8)、(9), CV_{min} 为 0.227 6, $avg1$ 为 33.660 3, k_m 为 1.2, $avg2$ 为 31.593 9;显然 $avg2$ 质心更能体现数据样本的平均水平,证明了质心计算的可行性。

3 个月份中 6 月份的波动率是超出正常范围,如图 15 所示,对 6 月份进行离群点计算,存在部分离群点,证明了波动离群点算法的可行性。

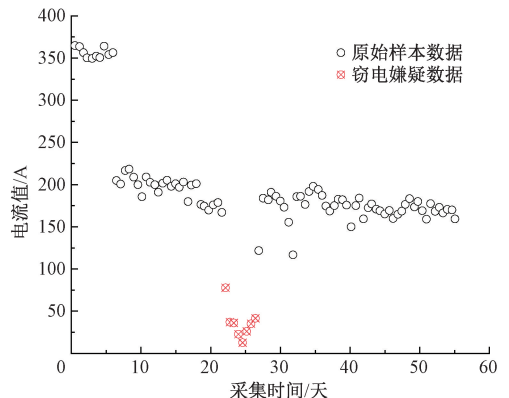


图 15 离群点检测结果

Fig. 15 The result of outlier detection

如图 16 通过软件显示,在线监测单元数据在 6 月 1 日早上 7~11 点;下午 16~22 点时间段高于电表采集的样本数据,其他时间段正常,现场核查原始系统档案信息 CT 变比记录为 50/5;经现场验证核查该 CT 变比为 100/5

和 50/5 的双抽头式 CT, 表面有鼓起, 并且绝缘浇筑部有异常, 经过拆解后发现内部被改装, 安装了电路板及电池, 通过远程遥控装置实现在某时间段进行窃电。

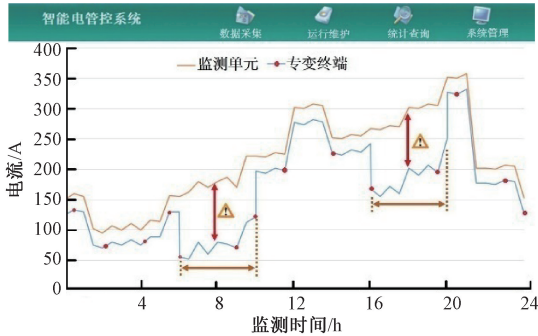


图 16 监测系统主站软件界面

Fig. 16 Monitoring system master station software interface

4 结 论

本文研制了一种在线监测传感器, 解决了采集电流数据误差大, 安装不便, 无法长时间持续采集作业的问题; 采用坡莫合金制作了开合式的铁芯, 适用后期安装同时防止铁芯过早饱和导致发热的问题, 采用主辅备三级供电并集成多电源管理体系, 使传感器可以长时间稳定持续的工作。

研制的传感器采用多接口 EC20 通信模块使其可以将采集数据实现数据远程传输, 对时同步误差小于 $5 \mu\text{s}$ 保证采集数据可靠性。对取能采样铁芯进行仿真模拟, 仿真对比结果表明优化后的铁芯最大磁感应强度相对传统的提高了 5 倍左右, 在测量母线为小电流时采样更加准确。搭建 0~600 A 测试实验平台, 实验测试表明优化后传感器采用铁芯比差测量精度达 0.2 级, 角差的测量精度达到 1 级, 最小启动测试电流为 2 A, 测试电流的相对误差值小于 0.2%。样机现场测试结果表明, 传感器采集的数据基于改进离群算法处理结果与现场实地排查结果相同, 验证了算法的可行性, 提高数据处理计算速度和效率, 提高了用电异常判别的可靠性。该传感器具有方便后期加装, 可长期对线路进行监测, 采集数据精度高等优点, 后续工作中将对传感器适用微小电流监测及线路异常排查进一步的研究。

参考文献

[1] 马建军, 李岩松, 李雪洋, 等. 基于巨磁阻效应的电流传感器密封式聚磁环设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 39-46.
MA J J, LI Y S, LI X Y, et al. Design of a current sensor sealed magnetic concentrating ring based on giant magnetoresistance effect [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(5): 39-46.

[2] 杨婧, 辛明勇, 欧家祥, 等. 基于大数据的配电网线损定位与评估方法研究[J]. 中国测试, 2019, 45(7): 19-24.
YANG J, XIN M Y, OU J X, et al. Research on distribution network line loss location and evaluation method based on big data [J]. China Test, 2019, 45(7): 19-24.

[3] 邓高峰, 赵震宇, 王珺, 等. 基于改进自编码器 and 随机森林的窃电检测方法[J]. 中国测试, 2020, 46(7): 83-89.
DENG G F, ZHAO ZH Y, WANG J, et al. Electricity theft detection method based on improved autoencoder and random forest [J]. China Test, 2020, 46(7): 83-89.

[4] 严勤, 邓高峰, 胡涛, 等. 基于深度循环神经网络的异常用电检测方法[J]. 中国测试, 2021, 47(7): 99-104.
YAN Q, DENG G F, HU T, et al. Abnormal electricity consumption detection method based on deep cyclic neural network [J]. China Test, 2021, 47(7): 99-104.

[5] 戴和毅, 唐云峰, 张枫生. 箱式变电站 10kV 侧多功能防窃电控制器的设计[J]. 华东电力, 2011, 39(8): 1281-1284.
DAI H Y, TANG Y F, ZHANG Z SH. The design of a multifunctional anti-theft controller on the 10kV side of a box-type substation [J]. East China Electric Power, 2011, 39(8): 1281-1284.

[6] 肖监, 王玉萍, 桂专, 等. 一种分布式高低压线路防窃电设计[J]. 电测与仪表, 2016, 53(S1): 185-187.
XIAO J, WANG Y P, GUI ZH, et al. A distributed high and low voltage line anti-stealing design [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2016, 53(S1): 185-187.

[7] 王承刚, 夏景欣, 张文嘉, 等. 基于电流型窃电的新型防窃电装置的开发[J]. 电工技术, 2016(3): 66-68.
WANG CH G, XIA J X, ZHANG W J, et al. Development of new anti-stealing devices based on current-type electricity theft [J]. Electrical Engineering Technology, 2016(3): 66-68.

[8] 郑征, 刘刚, 张琳娟, 等. 基于 LSSVM 的光伏发电三层筛选窃电识别方法[J]. 电力电子技术, 2017, 51(10): 30-32.
ZHENG ZH, LIU G, ZHANG L J, et al. Three-layer screening of photovoltaic power generation identification method based on LSSVM [J]. Power Electronics Technology, 2017, 51(10): 30-32.

[9] 王毅, 丁力, 侯兴哲, 等. 基于层次分析法的加权力线窃电检测方法[J]. 科学技术与工程, 2017,

- 17(33):96-103.
- WANG Y, DING L, HOU X ZH, et al. Power-line stealing detection method based on analytic hierarchy process[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(33):96-103.
- [10] YATCHEV I, SEN M, BALABOZOV I, et al. Modelling of a hall effect-based current sensor with an open core magnetic concentrator[J]. Sensors, 2018,18(4):1260.
- [11] ZHENG Z, YANG Y, NIU X, et al. Wide and deep convolutional neural networks for electricity-theft detection to secure smart grids[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018,14(4):1606-1615.
- [12] JOKAR P, ARIANPOO N, LEUNG V C M. Electricity theft detection in AMI using customers' consumption patterns[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(1):216-226.
- [13] PUNMIYA R, CHOE S. Energy theft detection using gradient boosting theft detector with feature engineering-based preprocessing[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019,10(2):2326-2329.
- [14] JAIN S, CHOKSI K A, PINDORIYA N M. Rule-based classification of energy theft and anomalies in consumers load demand profile[J]. IET Smart Grid, 2019,2(4):612-624.
- [15] 梁跃. 基于机器学习的电力用户用电异常检测技术研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2019.
- LIANG Y. Research on power user abnormal detection technology based on machine learning [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [16] 李博. 基于深度学习的用户窃电行为检测[D]. 北京:北京邮电大学, 2019.
- LI B. User stealing behavior detection based on deep learning [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [17] 杨鑫, 张家洪, 沈鑫, 等. 基于 PCB 罗氏线圈的反窃电在线监测系统[J]. 传感器与微系统, 2021,40(5):81-84.
- YANG X, ZHANG J H, SHEN X, et al. Design of anti-stealing online monitoring system based on PCB rogowski coil [J]. Sensors and Microsystems, 2021, 40(5):81-84.
- [18] 黄明欣, 唐酿, 高园平. 一种可用于无线电能传输的取能装置设计[J]. 电力电子技术, 2020,54(10):80-82.
- HUANG M X, TANG N, GAO Y P. Design of an energy acquisition device that can be used for wireless power transmission[J]. Power Electronics, 2020, 54(10):80-82.
- [19] 蔡耀年, 唐杰, 马燕玲, 等. 基于无线通信的配电网用户实时窃电系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2019,27(5):173-177.
- CAI Y N, TANG J, MA Y L, et al. Design of real-time anti-stealing system for users of distribution network based on wireless communication [J]. Computer Measurement and Control, 2019,27(5):173-177.
- [20] 张显鑫. 探析无线通信技术在窃电工作中的应用[J]. 电子世界, 2020(9):130-131.
- ZHANG X X. Analyze the application of wireless communication technology in the work of preventing electricity theft [J]. Electronic World, 2020(9):130-131.
- [21] 国家标准 GB2084.2-2014 互感器第 2 部分: 电流互感器的补充技术要求[S].
- National Standard GB2084.2-2014 Mutual Transformer Part 2: Supplementary Technical Requirements for Current Transformers [S].

作者简介



温从众(通信作者),2008年于安徽工业大学获得学士学位,2013年于安徽工业大学获得硕士学位,现为安徽工业大学创新教育学院实验师,主要研究方向为智能设备设计及有限元仿真模拟分析等。

E-mail: 164636526@qq.com

Wen Congzhong (Correspondence author) received his B.Sc. degree from Anhui University of Technology in 2008, M.Sc. degree from Anhui University of Technology in 2013. Now he is an experimenter of the School of Innovation Education of Anhui University of Technology. His main research interest includes intelligent device design and finite element analysis.



丁迅,1991年于上海电力学院获得学士学位,现为国网安徽省电力有限公司马鞍山供电公司高级工程师,主要研究方向为电网物资质量检测、电力系统自动化、电网发展规划研究分析、线损管理等。

Email: 375074990@qq.com

Ding Xun received his B. Sc. degree from Shanghai Electric Power Institute in 1991. Now he is a senior engineer of Maanshan Power Supply Company of State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd. His main research interests include grid material quality detection, power system automation, grid development planning research and analysis, line loss management, etc.