智能电表数据驱动的用户用电异常检测方法

夏宇伟
国网湖北省电力有限公司武汉供电公司，湖北 武汉 430000
DOI:10.61369/EPTSM.2026020031

摘　　要： 本文基于实际应用的场景情况，分析智能电表依靠数据来进行检测的核心逻辑，剖析异常用电主要的类型以及形成的原因，从数据采集还有预处理、多维度检测模型搭建、结果检验和运维落实这三个方面，深入探究能够实用的异常检测办法，避免传统检测手段的盲目状况和滞后情形，为电力企业精准识别偷电行为、设备出现故障以及用电存在异常提供能够落实的技术途径，兼顾检测精准程度与运维工作效率，助力电网精细化管理。

关 键 词： 智能电表；数据驱动；用电异常检测；运维落地

A Data-Driven Method for Detecting Abnormal Electricity Consumption by Users with Smart Meters

Xia Yuwei
Whan Power Supply Company, State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd. Wuhan, Hubei 430000

Abstract: This analyzes the core logic of intelligent meter inspection based on real-world scenarios, dissects the main types and causes of abnormal electricity consumption, and explores in-depth practical methods abnormal detection from three aspects: data collection and preprocessing, multi-dimensional detection model establishment, and result verification and operation and maintenance implementation. It avoids the blindness and lag of detection methods and provides a feasible technical path for power enterprises to accurately identify electricity theft, equipment failure, and abnormal electricity consumption. It balances the accuracy of detection with the efficiency of and maintenance, and helps the power grid to achieve refined management.

Keywords: smart meter; data-driven; abnormal electricity consumption detection; operation and maintenance implementation

引言

在智能电网建设不断深入推进的背景状况下，智能电表已经达成全场景覆盖，替代传统电表成为用电计量、数据收集以及信息传输的核心承载物体。和传统电表相比较，智能电表能够实时收集电压、电流、电量、功率等多个维度的数据，并且能够记录设备运行的状态、事件触发等方面的信息，给用电异常检测提供了丰富的数据支持[1]。本文结合实际运维的场景情况，深入分析依靠数据驱动检测的关键环节和实用方法，解决检测过程当中误报比例高、针对性不够、落实性差等方面的问题，为电力企业高效开展异常检测工作提供参考依据。

一、用电异常类型及成因分析

（一）人为违规异常

这类异常以非法偷电为核心要点，目的是通过更改计量环节来减少电费支出，行为具备隐蔽特性和故意性质，常见的手段包含接线出现异常、物理进行篡改以及技术实施干扰这三类。接线出现异常表现为短接电流回路、绕过电表接线、反向进行接线等，通过改变电流传输的路径让电表少计电量；物理进行篡改大多是破坏电表封印、打开表盖改动内部电路或者采样器件，甚至替换计量芯片，直接造成计量失效；技术实施干扰则通过强磁设备干扰电表采样的精准程度、更改电表时钟或者计量程序，间接影响数据的准确情况。这类异常的核心特点是用电数据和实际用电行为不相符，并且常常伴随着电表开盖记录、时钟有偏差、功率异常波动等相关联的事件[2]。

（二）设备运行异常

设备运行异常包括智能电表自身出现故障和用户端用电设备

作者简介：夏宇伟（1980.01-），男，汉族，湖北省武汉市人，学历：本科，职称：工程师，研究方向：电力营销。

有异常情况，都会使得用电数据偏离正常的规律。电表自身出现故障包括计量芯片产生漂移、时钟出现故障、采样部件遭到损坏等，表现为电表停止走动、反向走动、电量突然增多或者突然减少等现象，例如采样电阻老化会使得电流收集精准程度降低，时钟出现故障会破坏电能守恒分析的前提条件，引发计量方面的偏差；用户端设备有异常情况则包括电气设备老化、短路、过载、漏电等，例如空调、热水器等大功率设备出现故障会使得瞬时功率突然升高，线路老化漏电会造成零线电流有异常，这类异常常伴随着功率因数波动、谐波含量超过标准等特征[3]。

（三）数据传输异常

数据传输出现异常这种状况，虽然不会直接对用户用电的行为造成异常影响，但是会使得采集到的数据出现失真的情况，进而对检测结果的准确程度产生影响。其形成的原因主要来自通信链路以及设备状态方面存在的问题。智能电表借助本地通信网络朝着计量主站进行数据的传输操作，要是网络信号受到干扰、基站进行切换时出现延迟或者光纤受到损坏，就会出现数据包丢失、重复、延迟等方面的问题；电表的通信模块发生故障、电源处于不稳定的状态也会导致数据传输出现中断或者错误的情况，表现出来的特征有数据缺失、异常跳动变化和历史数据没有衔接性等[4]。这类异常情况需要和真实的用电异常情况进行区分，从而避免错误地触发运维指令。

二、智能电表数据驱动检测的核心流程与关键环节

（一）数据采集与预处理

数据采集这个工作是检测工作的基础内容，需要覆盖实时数据以及历史数据，要确保数据的维度是完整的、采集是及时的。智能电表能够采集到的核心数据包含三类：第一类是电参数相关的数据，例如实时电压、电流、有功功率、无功功率、电量、功率因数、谐波含量等。第二类是设备状态相关的数据，例如电表运行的状态、时钟数据、开盖记录、故障事件日志等；第三类是辅助相关的数据，例如用户用电的类型、用电习惯的基线、区域用电的特性等。在采集的过程当中需要采用高频采样和定时上报相互结合的方式，电参数数据按照分钟级进行采样操作，设备状态数据一旦触发就进行上报操作，历史数据按照日进行汇总并且存储起来，为趋势分析提供支撑[5]。

数据预处理这个工作是剔除干扰因素、提升数据质量的关键所在，需要解决数据缺失、异常值、冗余等方面的问题，避免对检测模型的准确程度产生影响。针对数据缺失的情况，采用插值的方法进行补充，短期的缺失使用相邻时刻的数据进行线性插值，长期的缺失结合用户历史用电的模式以及同类型用户的数据进行填补[6]。针对异常值的情况，通过阈值的方法以及趋势分析的方法进行筛选，例如电压超出了国标规定的范围（220V±10%）、电流突然变成零并且持续的时间过长等明显不合理的数据，直接标记成待核实的异常数据并且进行剔除。针对冗余数据的情况，提取核心特征的参数，删除重复的记录以及没有关联的数据，例如相同时间段的重复电量上报的数据和用电状态没有关系的设备自检日志等，降低数据处理的压力。同时，需要对数据进行标准化的处理，统一单位以及格式，建立结构化的数据集，为后续特征提取以及模型构建奠定基础。

（二）特征提取

时序方面的特征主要关注用电数据在时间维度上所呈现出的变化规律情况，能够反映出用户在用电习惯方面所具有的稳定性状况，其核心的指标包含有电量的日变化率情况、功率的波动幅度情况、峰谷用电的比例情况等等内容。正常状态下的用户在用电时序特征方面具有一定的规律性特点，就好像居民用户在用电高峰时期集中于早上和晚上的时段，工业用户在用电方面相对比较平稳，要是出现了夜间低谷时段功率突然升高、电量连续好多天没有变化但是电流处于正常状态、峰谷比例出现倒置等这些情况的时候，就可以初步判断为属于异常状况。事件关联方面的特征是基于电表所记录下来的事件日志，其核心的指标包括开盖的次数情况、时钟偏差的时长情况、故障事件触发的频率情况等等状况，例如在没有运维工单的情况之下出现多次的开盖记录、时钟偏差超过了1分钟并且还持续存在、频繁触发电流不平衡的告警等情况，全部都属于异常关联特征类型[7]。多参数联动方面的特征是通过对电参数相互之间的逻辑关系进行分析，从而避免单一参数出现误判的情况，其核心的指标包含电压与电流之间的相位差情况、相线与零线电流的差值情况、有功功率与电量的匹配度情况等等内容，比如相线与零线电流的差值超过了5%并且持续了10分钟以上的时间，有可能是属于分流窃电的情况；有功功率并不是零但是电量却没有增长，有可能是属于电表停走的故障情况。

（三）检测模型构建

针对设备在运行过程当中出现的异常情况，设定电参数的阈值和状态逻辑内容，例如电流不是零但是电量持续保持不变、电量小于历史同期的数据并且反向电量出现增长、功率与电量的差值超过额定功率12小时的用电总量；针对人为违规所出现的异常情况，设定事件关联的规则内容，比如开盖记录之后伴随着电量突然下降、时钟偏差出现之后功率因数出现异常的波动；针对数据传输出现的异常情况，设定数据质量的规则内容，像连续3个采集周期的数据处于缺失状态、数据包的重复率超过了5%。规则引擎所具有的优势是响应速度比较快、逻辑比较清晰、运维人员比较容易理解，能够快速地筛选出明显的异常情况，从而减少后续模型处理所面临的压力。机器学习模型是针对隐性的异常情况，通过对用户历史用电模式进行学习，来识别偏离基线的行为，适合应用于特征不明确、行为比较隐蔽的异常类型[8]。选择采用孤立森林与LSTM混合的模型，孤立森林通过构建决策树去分离异常的数据点，适合用来识别电量出现突变、功率出现异常等孤立的异常情况；LSTM模型擅长捕捉时序数据之间的依赖关系，能够基于用户的历史用电数据构建个性化的用电基线，对后续的用电趋势进行预测，要是实际的数据与预测值的偏差超过了预设的范围，就判定为属于异常情况。在模型训练的过程当中，采用标注之后的历史异常数据和正常数据当作训练集，结合用户用电的类型进行分类训练，例如针对工业用户重点去优化功率波动异

常的识别，针对居民用户强化夜间用电异常的捕捉，以此来提升模型的适配性。同时，引入动态阈值调整的机制，基于季节的变化、节假日的因素去修正基线，避免因为用电习惯出现季节性的波动而导致的误判。

（四）结果验证与运维落地

首先针对模型所输出的异常结果开展分级操作，按照严重程度划分成紧急异常、一般异常、疑似异常。紧急异常涵盖了短路、过载、大规模窃电等有可能引发安全事故的状况，需要马上派出工单到现场去进行核查；一般异常包含电表时钟偏差、轻微电量波动等情况，按照优先级来安排运维工作；疑似异常属于数据特征不明确的情形，先通过远程的方式对数据进行复核，然后再决定是否到现场去排查。远程复核是通过调取异常时段的多维度数据、设备事件日志、同区域用户用电数据来进行对比，以此验证异常的真实性。例如针对疑似窃电的开盖记录，对开盖时段前后的功率、电流变化进行复核，结合是否有运维工单来支撑，把误报排除掉；针对数据传输异常，远程测试通信模块的状态，排查网络链路方面的问题，不需要到现场核查就能够处理。到现场核查需要携带专用的检测设备，针对不同的异常类型制定核查的流程。比如接线异常需要检测线路连接的状态，电表故障需要校验计量的精度，窃电行为需要固定证据并且依法进行处理。同时，建立起闭环反馈的机制，把核查结果反馈到检测模型那里，对模型参数以及规则阈值进行修正，让模型性能得到优化，形成“检测、核查、优化”的良性循环[9]。

三、实际应用中的优化策略

（一）优化数据处理机制

引入边缘计算的技术，在智能电表本地完成部分数据的处理以及初步的检测工作，仅仅把异常结果和关键数据上报给主站，而不是传输全部的原始数据，降低网络传输的负载以及主站存储的压力，提高实时响应的速度。本地处理主要聚焦在简单显性的异常，像阈值超标、事件触发等，将复杂异常的数据上传到主站进行深度分析，实现“本地快速筛选＋主站精准识别”的协同模式[10]。同时，建立起数据质量评估的体系，定期对电表采集的精度进行校验，对于采集误差比较大的电表及时进行运维更换，从源头保障数据的可靠性。

（二）分用户类型适配检测规则

不同类型用户的用电特征存在显著差异，统一的检测规则容易造成误报，需要按照用户类型定制化调整规则和模型参数。居民用户用电波动大、峰谷特征明显，重点对时序异常识别进行优化，放宽短期功率波动的阈值，加强对长期异常趋势的捕捉；工业用户用电负荷大、稳定性强，重点监测功率因数、谐波含量、三相电流平衡度，严格设定波动的阈值；商业用户用电时段集中、负荷变化有规律，重点识别非营业时间的用电异常以及电量的突变。

（三）建立多源数据融合补充机制

只是单一地去依赖智能电表所产出的数据，则很容易出现错误判断的情况，需要开展融合气象产生的数据、用户实际档案当中的数据、区域实际负荷数值等辅助性的信息实时，进而完善异常察觉维度。就像夏季高温的时间段居民用电的数量普遍出现增长，可开展结合气温方面的数据来修正用电基本线，防止把正常的负荷增长判定成异常状况；针对新增加的用户，开展结合同区域同类型用户用电的具体数据来构建临时基本线之事，解决因为历史数据不够充足而导致的模型失去效用的问题；通过用户档案里面的数据来确认用电设备的具体类型，区分设备新增加与非法用电所导致的负荷改变情况。

四、结论

智能电表数据起到驱动作用的用户用电异常检测办法，通过开展整合多方面维度的用电数据以及设备实际状态信息之事，构建“规则引擎＋机器学习”这样的混合模型，并且结合分级运维相关机制，有效地解决了传统检测手段盲目性强烈、响应比较滞后、花费成本非常高昂的问题，实现了异常行为的精准识别、快速做出响应以及高效处理，既为电力企业挽回经济方面的损失、避免安全方面的隐患，又提升了电网精细化运维的实际水平以及用户用电的公平性质。在实际进行应用的时候，需要注重数据质量的管控、分场景进行适配优化以及运维闭环反馈，不断提升检测办法的实用性以及适配性。

参考文献

[1]蔡秧秧，何雪梅，袁遵航，吴滨，汪漪云．云边智能协同和随机森林的用电异常识别策略研究[J].自动化仪表，2025,46(12):73-77.

[2]吴玉洁．基于知识图谱和用户画像的电力用户用电信息异常识别[J].电气技术与经济，2025,(11):259-261.

[3]刘晶．负荷预测技术下的电网用电检查管理系统设计研究[J].电气技术与经济，2025,(11):277-279.

[4]谢耀霆，周文晴，苏盛，李彬，项胜．基于因果推断双特征融合的非高损线路窃电识别[J].电工技术学报，1-16.

[5]于力，盖玉庆，梁宏杰，扬爽，邢凯．基于密度聚类和Hausdorff距离判别分析的高价低接用户识别[J].沈阳工程学院学报(自然科学版)，2025,21(04):61-67+74.

[6]潘慧，杨婵，韦曦，陈冬良，梁翠玲，姚明芳．基于DTW算法的用户用电行为异常检测研究[J].电器工业，2025,(10):116-120.

[7]樊霄翔．基于自适应差分进化算法的电力营销用电异常检测[J].信息记录材料，2025,26(10):199-201.

[8]魏倩，王晨星，李珂明．基于大数据分析的用电异常检测与防范机制[J].家电维修，2025,(09):137-139.

[9]吕伟嘉，李晓辉，滕永兴，陈娟，门英君，杜天硕．知识引导和无监督学习混合驱动的电力用户用电异常辨析方法[J].湖南电力，2025,45(04):74-82.

[10]伍慧君，鲁云鹏，匡佩，蓝金凤．用电量大数据挖掘的用户用电行为异常监测方法[J].国外电子测量技术，2025,44(08):259-265.

