

基于用电信息采集系统的多时间尺度用电异常分析方法研究

任保江¹ 王儒科¹ 刘涛² 丁一¹ 肖亮¹

1. 国网沁阳市供电公司 河南省沁阳市 454550; 2. 国网焦作供电公司 河南省焦作市 454100

DOI: 10.12238/ems.v7i2.11660

[摘要] 随着智能电网技术的飞速进步, 电力信息收集系统已经积累了大量的数据。本文重点关注的是在此体系下的多时间尺度的用电异常情况分析方法, 明确了用电信息的特征, 解剖了异常情况分析的必要性, 并讨论了存在的数据质量和算法的准确性等问题。提出了覆盖数据预处理优化和多元算法融合的针对性策略, 目的是准确高效地辨识出不同时间尺度下的用电异常情况, 从而为电网的稳定运行提供参考、用户的节能增效为电力管理的精细化提供了强大的支持。

[关键词] 用电信息采集系统; 多时间尺度; 用电异常分析; 智能电网

引言:

在智能电网方兴未艾的今天, 用电信息采集系统是连接电网和用户互动的关键纽带, 不断收集和储存着大量的用电数据。小到居民的日常用电, 大到工业生产中的耗电等数据都是用电行为各个方面的体现。但异常用电现象频发, 如窃电, 因设备故障导致电量突变以及季节性用电模式背离。传统单一时间尺度分析难以满足复杂需求, 多时间尺度用电异常分析应运而生。其可以从短期瞬时波动到长期趋势偏离多维度考察用电数据并挖掘出隐藏异常, 从而在电力供应保障, 经济运行和能源优化配置等多个领域提供关键决策支持, 有着极为重要的实际意义。

一、用电信息采集系统的特点

1.1 数据量大

现代用电信息采集系统的范围很广, 涵盖了各种类型的用户, 每天都会产生大量数据点。以中等规模的城市为例, 几百万居民用户和几个企业用户的电表数据都是实时上传的, 每天都有可能增加上亿个新数据。其中既有有功和无功的电能数据, 又有电压, 电流和功率因数等各种电气参数的信息, 对用电状态的整体认识提供了丰富的资料, 但同时对于存储和处理提出了很大的挑战^[1]。

1.2 实时性强

智能电表能够以分钟乃至秒级的频率进行数据的采集和上传, 电网调度部门几乎可以实时地了解用户的用电动态。例如, 夏季用电高峰时, 实时监测可以快速感知某个地区负荷的突增情况并及时配置电力资源以防止大范围停电现象的发生, 保证电网的平稳运行和民生用电免受损失。

1.3 数据类型多样

除了基础的电量数据外, 它还覆盖了各种事件的记录, 如电表跳闸和开盖的记录等, 同时也包括负荷曲线和需量数据。在工业用户, 大型工厂的不同生产环节的设备具有不同的用电特性, 通过对多类数据的收集, 可以准确地分析出每道工序的能耗情况, 从而为优化生产流程和节能降耗奠定基础。

1.4 时间序列性显著

用电数据按时间顺序密排, 自然构成时间序列。在小时, 日, 月至年的不同时间尺度上表现出有规律的波动。居民用电昼谷夜峰“峰谷差”是以日为周期; 商业综合体在周末和节假日的用电较工作日高, 且以周为周期波动, 该序列性为多时间尺度的分析奠定了基础。

1.5 受外界因素影响大

天气对于用电的影响是很明显的, 夏天气温高, 空调的普遍应用让居民的用电直线上升; 冬天严寒, 取暖设备消耗的电能急剧增加。经济形势的波动同样左右着企业的用电情况, 在经济繁荣期, 企业的生产规模不断扩大, 用电量不断增加, 而衰退期的情况却恰恰相反, 在进行分析时需要将这些外在因素考虑进去, 从而准确地判断出用电异常的实质。

1.6 数据质量参差不齐

在采集时, 通信干扰, 电表故障等都会造成数据的丢失和出错。偏远地区由于信号较弱, 数据传输中断的情况经常发生; 陈旧的电表降低了测量的准确性, 并给出了错误电量

的数值, 为之后的异常分析设置了重重阻碍, 需要在早期进行有效的筛选, 维修^[2]。

二、多时间尺度用电异常分析的必要性

2.1 保障电网安全稳定运行

从短期角度来看, 突然的大功率冲击, 例如大型电机的启动, 如果没有被及时发现, 可能会导致局部电网电压急剧下降或跳闸, 从而影响周围用户的供电。

从长远看, 一个地区不断增长的用电需求一旦超过规划预期就会导致线路过载发热、加速绝缘老化、埋下了故障隐患等问题, 对其进行多时间尺度监测可以提前发出警报。

2.2 精准识别窃电行为

窃电的方式多种多样, 一些不法分子利用间歇性窃电的方式, 在短时间内对电表电流回路进行更改, 一天中的数据波动较小, 常规分析难以察觉; 而在月度和季度尺度上, 相对于同期正常用电而言, 电量损耗异常的问题更为突出, 多种尺度的组合可以使窃电行径无迹可寻。

2.3 助力用户节能增效

对居民而言, 对每日和每周的用电规律进行分析, 指导错峰用电以节约电费支出。如果发现某户晚上低谷电利用率不高, 可以提出对用电设备的使用时间段进行调整。企业方面, 根据生产工序每月和每年的用电趋势, 对排班和设备启停进行优化, 以减少综合能耗和增加经济效益。

2.4 优化电力资源配置

不同产业的用电峰谷时段相互穿插, 实现了城市多个时间尺度的用电全景中发电资源的准确配置。若日间工业用电高峰期, 则适当降低向商业综合体的空调负荷提供的电力, 并优先保证生产; 晚上则相反, 保证了电力的最大限度的使用, 降低了浪费^[3]。

2.5 提升供电服务质量

掌握用户用电特性的变化规律, 供电企业才能积极主动地提供个性化的服务。如新居小区前期用电爬升、扩容超前计划等; 对于用电波动不正常的企业登门查漏补缺, 提高用户满意度和粘性。

2.6 适应能源转型需求

新能源大范围并网时, 发电出力受到光照和风力等自然因素的限制而出现剧烈波动。对用电和新能源发电的匹配度进行多时间尺度的分析、储能充放策略的优化、电网波动的平抑是能源清洁转型的重点支持。

三、现存问题

3.1 数据质量问题

采集终端故障, 通信信道干扰往往会导致数据包丢失, 出错。例如山区雷雨天气、雷电冲击造成的通信中断、某些时段的用电数据丢失等; 也有部分智能电表由于长时间工作晶振频率出现偏差而导致采集到的时间戳不准确, 从而造成时间序列的错乱, 极大地扰乱了异常判断的准确性。

3.2 时间尺度选取困难

短时间尺度下容易捕捉到突发异常, 但是受到噪声的干扰较大, 误报率较高; 长时间尺度可以体现趋势, 但是对于短期瞬变并不敏感。工业生产中设备的短暂故障冲击具有明

显的小时尺度, 并可能掺入正常大修停机的噪音, 如果一味向日尺度扩展, 则故障特征将被掩盖, 因此如何对场景进行适配以选择最优尺度就显得非常困难。

3.3 算法模型单一

大多数已有的分析都依赖于单一的算法, 如只需简单的阈值判断等, 在面临复杂的用电模式时, 类似于学校开学假期, 工厂订单带动的生产改变等, 难以适应动态阈值的需要, 不能准确地定义正常和异常的界限, 频繁出现漏报和误报。

3.4 特征提取不充分

庞大的用电数据中包含了丰富的信息, 然而目前往往只注重电量, 功率的基本特性。例如商业建筑各层业态用电相差较大, 只分析总电量难以感知某层由于空调故障造成的冷量不足, 电量小幅增加, 而忽视了温度, 湿度的关联特征, 使得隐藏的异常难以显现。

3.5 缺乏对外部因素有效融合

分析时没有充分考虑到天气, 节假日和经济政策的影响。旅游景区在旺季时游客蜂拥而入, 宾馆, 餐饮用电猛增, 如果简单地与历史同期进行比较, 不考虑游客流量的影响, 很容易被错误地判断为不正常; 农业灌溉用电受到降水和灌溉政策的影响, 缺乏整合将与现实背离。

3.6 实时性与准确性的矛盾

追求实时预警的算法简化和匆忙的数据处理破坏了精度; 为保准确进行深入分析, 费时费力且难以适应电网即时调控的需要。如果在电网故障发生的一瞬间需要对异常源进行快速定位, 如果使用复杂的深度学习模型虽然准确度较高, 但是操作缓慢, 不能及时做出反应, 耽误了处理时机。

四、改进策略

4.1 强化数据质量管理

设置多重校验机制对采集端的本地校验数据的完整性和合理性进行校验, 若当前电压值应该在正常值范围内, 出现异常则立即重采; 在传输时采用冗余编码和断点续传的方法, 遇到中断恢复时自动弥补缺失数据的不足; 平台端根据历史数据, 用电规律对错误值进行修补, 像是根据邻近正常日的用电趋势对异常波动点进行校正, 保证数据的可靠性^[4]。

4.2 自适应时间尺度选择策略

就电力系统用电数据分析而言, 准确掌握不同时期用电特征对有效监测和异常诊断具有重要意义。引入机器学习聚类算法, 旨在依据用电数据内在的波动频率与幅度特性, 自动实现时段类型的精准划分。具体地说, 稳定负荷时段可以通过聚类明显地区分, 该时段用电数据的波动最小且接近平滑; 在数据波动频繁的时间段内, 数据表现出高频率和显著的变动趋势。根据不同时段特性采取差异化时间尺度分析策略。在稳定负荷时段内, 加长分析尺度并采用如移动平均和趋势拟合的方法对长期用电趋势进行深度抽取, 从而为电力规划的制定提供宏观依据。在波动率较高的时段, 我们主要关注短尺度的分析, 并利用小波变换和短时傅里叶变换等技术迅速捕获瞬时变化的信息, 从而准确地确定异常的波动点。以一条工业生产为例, 根据每台生产设备特有的启停规律对时间尺度进行智能切换, 并对用电情况进行实时监控, 保证任何细微异常均可及时揪出来, 从而保证生产线的高效平稳运行。

4.3 多元算法融合模型构建

就电力系统异常检测而言, 单一算法通常很难处理复杂的运行条件。为此, 引入一种融合阈值、机器学习与深度学习算法优势的创新模型。首先采用简单的阈值算法对其进行初步粗筛。多元算法融合模型根据电力数据基本统计特性设置如电压, 电流幅值等合理阈值范围, 可快速去除明显在正常工作范围内的数据, 显著减轻了后续算法处理的负担。接下来, 将经过阈值筛选的疑似异常数据输入到机器学习分类器中, 以支持向量机(SVM)为例, 它能够依靠强大的分类能力, 根据历史数据对设备老化和短时过载两种状态数据进行不同特征模式学习, 并对两者进行精确判别。对于那些更加复杂和难以察觉的异常情况, 例如窃电行为, 它们通常表现出精细和多变的模式, 这使得常规的算法很难有效地识别它们。在这种情况下, 我们采用了深度学习的神经网络技术, 例如卷积神经网络(CNN), 通过它的自动特征抽取和深度建模功能, 可以深入挖掘数据的深层特征, 并准确地识别出窃电行为。通过该多元算法协同作业方法, 从各方面提高了异常

检测准确性, 从而为电力系统的平稳运行提供了保障。

4.4 深度特征工程拓展

在如今电力消费格局错综复杂的今天, 准确掌握用电规律和异常情况对于电力系统稳定运行和优化管理具有重要意义。针对居民用电方面, 借助于智能家居系统采集到的数据把室内温湿度和家电开关状态密切联系起来进行用电分析。空调, 电暖器和其他装置在不同常温下的启用情况直观地体现为用电曲线; 而且各种家电启停时序, 更勾画出了居民的日常活动, 深刻地揭示了用电需求动态。从商业用户的角度来看, 考虑营业时间和促销活动的影响。促销过程中, 照明时长加大, 冷链设备全量运行, 客流量拉动电梯频繁启停等与经营节奏密切相关的因素, 和电气量数据互为验证。我们首先构建了一个高维的特征向量, 对各种信息进行了全方位的整合, 然后采用主成分分析方法进行了降维, 这不仅保留了核心数据, 还成功地突出了关键的异常特征, 大大加强了对异常用电的识别程度, 筑牢精准电力管理之基。

4.6 优化实时性与准确性平衡

在电力系统智能化转型过程中, 利用边缘计算和云计算的协同架构显示出了其特有的优势。边缘端由于距离数据采集设备较近, 所以具有低延迟的特点, 能够快速响应简单和应急的工作。比如, 当遇到瞬时大功率异常时, 能立即发出报警, 从而为系统安全赢得关键时间和避免潜在故障恶化。而云端则以其强大的计算资源和海量存储能力集中承担着复杂的分析任务。其通过聚合全网大数据集并采用先进机器学习算法, 对故障预测和负荷分析进行精准模型训练。不仅如此, 云端可以定时向边缘端推送优化更新的算法, 让边缘设备始终处于有效的工作状态。这样, 协同架构综合考虑系统即时响应需求和深度洞察能力等因素, 有效地解决电力运维过程中效率和精度之间的矛盾, 促进电力系统向智能化高阶方向发展^[5]。

4.7 推进跨区域、跨部门数据协同

在如今的数字化浪潮中, 电力行业走向精细化管理刻不容缓。建设全国电网统一数据标准规范就成了重点基石, 它覆盖了统一数据格式和编码体系以保证数据一致性和通用性。构建企业级的数据共享平台实际上是一种打破部门间数据壁垒的破局措施。营销部门以庞大的用户用电数据为支撑, 准确勾画用户画像, 提供详细的电费信息; 运检团队对设备工况进行实时的补充, 把脉资产的健康状况; 调度中心关注电网的运行态势并控制实时潮流。多源异构的数据在这里汇集, 利用大数据分析对用电异常的原因进行全方位的解剖, 发掘潜在规律。这系列措施赋能电力管理由粗放向精细转变, 实现了资源优化配置和服务质量飞跃, 筑牢了电力行业可持续发展的基础。

结语:

基于用电信息采集系统进行多时间尺度用电异常分析, 是智能电网深度发展过程中至关重要的环节。面对存在数据质量不高, 算法适配不到位和协同不到位的问题, 采取了加强数据管理, 创新算法, 整合多元因素和优化架构的策略, 期望能准确发掘用电异常情况, 确保电网的可靠, 用户的节约和能源的有效利用。未来在技术迭代和数据丰富的背景下, 这一领域会不断精进, 给电力行业的数字化转型带来磅礴的力量, 帮助能源领域走向更加优质的发展。

[参考文献]

- [1] 施昱青, 夏澍, 董帅, 等. 基于用电信息采集系统的多时间尺度用电异常分析方法[J]. 电力设备管理, 2021, (06): 28-31.
- [2] 袁桂林, 包万敏, 赵灿明, 等. 基于用电信息采集系统与SIM卡信息的审计数据高效协同处理技术[J]. 微型电脑应用, 2024, 40(11): 60-65.
- [3] 张新阳, 李辉. 基于用电信息采集系统的多业务高效协同处理技术研究[J]. 微型电脑应用, 2021, 37(12): 130-133.
- [4] 李文博. 基于用电信息采集系统的短期负荷点与区间预测方法研究[D]. 湖南大学, 2021.
- [5] 张建文, 山宪武, 徐一晨, 等. 用电信息采集系统高精度时间同步技术研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020, (09): 220-223.