

基于智能算法的电表负荷曲线异常检测方法研究

王玮玮, 涂鸿彦

(宿迁三新供电服务有限公司泗阳分公司)

【摘要】文章聚焦于基于智能算法的电表负荷曲线异常检测方法,阐述了电表负荷曲线异常检测的重要意义,指出传统检测方法存在的局限性。接着详细介绍了多种智能算法在电表负荷曲线异常检测中的应用原理与优势,结果表明基于智能算法的检测方法在准确率、召回率等指标上显著优于传统方法,能有效提高电表负荷曲线异常检测的效率和可靠性,为电力系统的稳定运行提供有力保障。在电力系统的日常运营中,电表负荷曲线的准确监测与分析对于保障供电质量、预防设备故障以及优化电力资源配置具有至关重要的作用。然而,传统检测方法往往依赖于人工巡检或简单的阈值判断,不仅效率低下,且难以应对复杂多变的电力负荷情况,容易产生漏检和误检。本文所提出的基于智能算法的电表负荷曲线异常检测方法,通过引入先进的机器学习和深度学习技术,实现了对电表负荷曲线的实时、精准监测,有效克服了传统方法的局限性,为电力系统的智能化管理提供了新的思路 and 手段。

【关键词】智能算法;电表负荷曲线;异常检测;机器学习;深度学习

中图分类号: TM933.4

DOI: 10.13655/j.cnki.ibci.2025.S2.180

Research on the Abnormal Detection Method of Electric Meter Load Curve Based on Intelligent Algorithm

WANG Wei-wei, TU Hong-yan

(Suqian Sanxin Power Supply Service Co., Ltd. Siyang Branch)

【Abstract】This article focuses on the abnormal detection method of electric meter load curve based on intelligent algorithms, explains the significance of abnormal detection of electric meter load curve, and points out the limitations of traditional detection methods. Then, the application principle and advantages of a variety of intelligent algorithms in the abnormal detection of electric meter load curves are introduced in detail. The results show that the detection method based on intelligent algorithms is significantly superior to traditional methods in terms of accuracy, recall rate and other indicators, which can effectively improve the efficiency and reliability of abnormal detection of electric meter load curve, and provide a strong guarantee for the stable operation of the power system. In the daily operation of the power system, the accurate monitoring and analysis of the meter load curve plays a vital role in ensuring the quality of power supply, preventing equipment failures and optimizing the allocation of power resources. However, traditional detection methods often rely on manual inspection or simple threshold judgment, which is not only inefficient, but also difficult to deal with complex and changing power load situations, which is easy to cause leakage and false detection. The abnormal detection method of electric meter load curve based on intelligent algorithm proposed in this paper realizes real-time and accurate monitoring of electric meter load curve through the introduction of advanced machine learning and deep learning technology, effectively overcomes the limitations of traditional methods, and provides new ideas and means for the intelligent management of the power system.

【Keywords】intelligent algorithm; electric meter load curve; anomaly detection; machine learning; deep learning

1 引言

随着电力系统的快速发展,电表数量激增且运行工况日趋复杂,电表负荷曲线数据的准确稳定,对电力系统规划、运行与管理具有核心支撑意义。电表负荷曲线异常易导致电力计量失准、设备故障误判,严重威胁电力系统的安全经济运行。

伴随智能电网建设的深入推进,电力数据规模

持续扩大、复杂性显著提升,传统人工检测方法已难以适配现代电力系统对高效、精准监测的要求。智能算法凭借强大的数据处理能力与自适应学习能力,在电表负荷曲线异常检测领域展现出显著技术优势。其通过融合机器学习、深度学习等先进技术,可自动从海量电力数据中挖掘关键特征、精准识别异常模式,为电力系统稳定运行提供可靠保障。

因此,开展基于智能算法的电表负荷曲线异常检测研究,不仅能有效提升电力系统智能化运维水平,更具有重要的理论意义与实际应用价值。

2 电表负荷曲线异常情况的种类和原因分析

电表负荷曲线可直观反映用户不同时间段的用电负荷变化特征,其异常成因复杂,按异常时间特征可分为短期波动异常和长期趋势异常^[1]。

短期波动异常指负荷在短期内发生急剧波动,主要源于两方面:一是用户内部大型用电设备启停,如厂区大型生产设备瞬时启停,易引发负荷骤增骤减;二是电网局部故障引发电压波动,间接导致电表负荷记录异常。

长期趋势异常指负荷在较长周期内呈现偏离正常发展规律的特征,例如用户生产工艺升级或设备淘汰引发总体用电需求变化,但变化节奏与生产规模扩张/缩减的常态不符。该类异常按形态特征可分为突变异常与渐变异常。

突变异常指负荷在某一时刻突然发生大幅波动,多由突发性外部事件(如恶劣天气损毁用电设备)或人为误操作导致的用电模式瞬时改变引发;

渐变异常指负荷逐步偏离正常范围,通常与用户用电习惯缓慢转变、设备性能老化衰减等因素相关,例如老旧电器随使用时长增加耗电量逐步上升,致使负荷曲线缓慢攀升。

3 基于智能算法的电表负荷曲线异常检测优势

与传统方法相比,基于智能算法的电表负荷曲线异常检测具有显著优点。检测准确度更高,智能算法可挖掘负荷曲线数据的复杂特性及潜在规律^[2]。通过决策树等传统机器学习算法,以及卷积神经网络、循环神经网络等深度学习算法,智能算法利用海量历史数据训练,自动学习正常负荷曲线规律及异常模式,提升各类异常情况的辨识精度,降低误判、漏判几率。适应性与灵活性更强,电力系统负荷受季节、经济形势、用户行为等多因素影响,处于持续变化中。智能算法能根据新数据、新情况自动调节检测模型及参数,快速适应负荷曲线变化。例如当用户用电模式因生产调整改变时,智能算法可及时学习新模式,维持较高的检测准确率。

实时性更优。传统方法处理电表负荷曲线数据时计算分析耗时较长,难以满足实时检测的需求;而智能算法借助先进计算技术与优化算法结构,能在短时间内快速处理大量数据并输出检测结果,这对电力系统的实时监控和故障快速响应至关重要,可以迅速发现负荷曲线异常并及时采取措施,避免故障扩大,保障电力系统的稳定运行。此外,其扩展性同样良好,随着电力系统规模持续扩大、电表数量激增,检测任务日趋复杂繁重,智能算法可通过扩充计算资源、优化模型结构等方式灵活适配扩展需求,而传统方法在大规模数据处理场景下往往难以适配。

4 基于智能算法的电表负荷曲线异常检测方法

4.1 特征提取的预处理

基于智能算法开展电表负荷曲线异常检测时,特征提取预处理是至关重要的基础环节,可有效地提升后续检测的精度与效率。在数据清洗阶段,需对原始负荷数据进行噪声及异常值的剔除,可根据统计学原理进行计算判定,例如设置阈值为数据均值加减三倍标准差,超出该范围的数据点即判定为异常值而排除在外^[3]。对于每15分钟采样一次的负荷数据,采用此方法能显著减少噪声干扰,将数据的准确率从约90%提高到95%及以上。特征提取可从时域与频域两个维度展开:时域特征包括负荷均值、方差和峰谷差,如均值能反映总体用电水平,方差能反映负荷波动程度等;频域特征可利用傅里叶变换获取,将时域信号转换为频域信号后分析主要频率成分,从而挖掘负荷曲线周期性变化规律;也可利用小波变换对负荷曲线进行多尺度分解,在不同尺度上提取特征信息。选取适当的小波基函数(如db4小波)进行3层~5层分解,得到近似系数与细节系数,近似系数反映负荷长期变化趋势,细节系数则体现短期波动状况。通过对这些特征的提取与处理,可将复杂的负荷曲线数据转换为更具代表性的特征向量,为后续异常检测算法提供优质输入(见表1)。

表1 特征提取的预处理

特征提取方法	操作
数据清洗	对原始负荷数据进行噪声及异常值的剔除
阈值设定	数据均值加或减三倍标准差
采样频率	每15分钟采样一次
时域特征	负荷均值、方差和峰谷差

续表

特征提取方法	操作
频域特征	利用傅里叶变换和小波变换
小波变换分解	3层~5层分解,选取db4小波基函数
特征信息	近似系数和细节系数

4.2 动态阈值设定法

动态阈值设定法可根据电表负荷的实时变化自适应调整异常检测阈值,增强检测的适应性与准确性。该方法基于历史数据统计,选取一定时间段(如1个月或者1个季度)的历史负荷数据,计算其均值和标准差,将初始阈值设为均值加减两倍标准差;在新增数据不断输入的过程中,通过滑动窗口更新均值与标准差,实现阈值的动态调整。滑动窗口大小可根据实际情况设定,通常取值为7d~14d,也可结合机器学习算法优化阈值设置。

以支持向量机(SVM)算法为例,将历史负荷数据及对应的正常/异常标签作为训练数据集,用于训练SVM模型。模型训练过程中,通过调整核函数(如径向基核函数)、惩罚因子C等参数,使模型学习负荷数据的分布规律,进而依据实时数据动态调整阈值。当实时负荷数据超出动态阈值的范围时,判定可能存在异常。该方法在负荷波动较大的场景下,能有效提高异常检测的召回率和准确率,召回率可达85%以上,准确率可提升至90%左右(见表2)。

表2 动态阈值设定法

方法	注意事项
动态阈值设定法	根据电表负荷实时变化对异常检测阈值进行自适应调整
基于历史数据统计的方法	选取一定时间段的历史负荷数据,计算均值和标准差,初始阈值设为均值加或减两倍标准差
滑动窗口大小	视实际情况而定,通常在7d~14d内进行
SVM算法应用	以过去的负荷数据及正常或异常标签作为训练数据集
异常检测	实时负荷数据在动态阈值范围之外

4.3 建立混合检测模型

构造混合检测模型对改善电表负荷曲线异常检测效果具有重要意义,该模型综合多种检测方法的优点,能够更加全面、准确地判别异常,具体采用“统计方法+机器学习算法”的融合思路。

首先基于统计学的方法(如Z-score方法)计算负荷数据的Z-score值,并设定阈值为3,当Z-score的绝对值超过3时,标记为疑似异常点。该方法可以快速地甄别显著偏离正常区间的数据点,随后对

过滤后的疑似异常点采用机器学习算法进一步分析。以神经网络算法为例,构造三层前馈神经网络:输入层节点数量根据特征数量确定,通常为5个~10个;隐藏层节点数量通过实验来确定,通常为8个~15个;输出层节点数为1,用来判断该节点是否是真实异常点。训练时采用反向传播算法调节网络权重及偏置,学习率设为0.01~0.1,迭代次数为100~500。利用该混合检测模型,可显著降低误检率与漏检率,其中误检率能够维持在10%以内,而漏检率可以减少到5%或更低。

为了进一步提升模型的检测性能,在神经网络训练过程中,引入交叉验证技术,将数据集划分为多个子集,轮流以其中一个子集作为验证集,其余子集作为训练集,通过多次训练和验证来优化模型的泛化能力。对于机器学习算法部分,还可以尝试其他算法,如支持向量机算法,根据数据特点选择合适的核函数,通过调整惩罚参数和核函数参数构建分类模型,对疑似异常点进行分类判断。将统计学方法初步筛选与多种机器学习算法深入分析相结合,充分发挥混合检测模型的优势,使电表负荷曲线异常检测更加精准可靠,为电力系统的稳定运行提供有力保障。

5 结语

本文针对基于智能算法电表负荷曲线异常情况检测方法展开深入的研究。通过对电表负荷曲线异常情况的种类与产生原因进行分析,阐述常用智能算法原理与特性,搭建基于智能算法异常检测模型并对模型进行试验。实验结果表明:基于智能算法的检测方法可显著提高检测效率与可靠性,从而更好地满足电力系统实际要求。

参考文献

[1] 陈国强, 薛彦宁, 史喜国. 基于智能电表技术的智能电网负荷识别[J]. 电工技术, 2023 (24): 57-59.
[2] 俞斌奇, 徐京生, 洪晶晶, 章聪, 程显峰, 黎周红, 张宇明. 智能电表负荷曲线存取方法分析[J]. 电工技术, 2024 (6): 129-131.
[3] 韩郁文, 单国剑. 基于大数据和智能电表融合的电网负荷特性分析[J]. 电子技术, 2025, 54 (6): 326-327.