

建筑工业多阶段负荷检测方法研究

庄宇峰¹,黄申茂¹,冯燕钧²,陈逸飞¹,倪文沁¹,王立白¹

(1. 国网江苏省电力有限公司 常州供电分公司,江苏 常州 213003;2. 东南大学,南京 210096)

摘要:针对建筑工地设备运行的环保监测问题,提出了一种基于工业非介入式负荷辨识的低成本督察方案。首先,分析了抑制空气污染的除尘设备及产生噪声震动污染的静压机等施工设备负荷特性;然后,提出了一种面向环保督察的多阶段事件检测辨识方法,克服了除尘设备易被施工设备负载淹没的辨识难点;最后,用实际案例进行验证。实验结果表明,所提算法极大提升了对复杂过程事件的检测能力与抗噪声干扰能力,实现了对施工设备、除尘设备启停过程的同步高效检出。

关键词:工业负荷辨识;多阶段检测;非侵入式负荷辨识;同步检测;环保督察

Multi-stage load detection method of construction industry

ZHUANG Yufeng¹, HUANG Shenmao¹, FENG Yanjun², CHEN Yifei¹, NI Wenqin¹, WANG Libai¹

(1. Changzhou Power Supply Company, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Changzhou 213003, China;

2. Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Low-cost inspection scheme based on industrial non-invasive load identification is proposed to address the environmental monitoring issues of equipment operation on construction sites. Firstly, load characteristics of dust removal equipment that suppresses air pollution and construction equipment such as static pressure machines that generate noise and vibration pollution are analyzed. Then, a multi-stage event detection and identification method for environmental inspection is proposed, which overcomes the identification difficulty of dust removal equipment easily submerged by construction equipment loads. Lastly, a real case is used to verify, and experimental results show that the proposed algorithm greatly improves the detection ability and anti-noise interference ability for complex process events, and realizes synchronous and efficient detection of the start stop process of construction equipment and dust removal equipment.

Key words: industrial load identification; multi-stage detection; non-intrusive load identification; synchronous detection; environmental supervision

0 引言

随着城市建设的发展,建筑施工带来的道路扬尘、噪声污染问题逐步成为市政、环保等各相关部门的监管重点^[1]。但当前针对建筑工地施工督察的手段存在瓶颈,通过人力检查的方法存在覆盖不全面和取证困难的问题,通过扬尘传感和噪声传感装置的方法部署成本高、推广难度大^[2]。而从电力角度而言,工地用户的用电行为能够反应施工状态及对应的环境状态,有效的电力监测手段将大幅降低环保督察的应用成本与难度。非侵入负荷辨识技术支持在总表处通过算法感知各类设备的启停状态,具备实现工地施工设备与治污设备运行监测的潜力,仅需在供电系统的总进线处加装设备,施工便捷、成本低廉,是一种高效的环保督察实施方案。

当前对非介入式负荷辨识技术的研究仍主要集中在居民侧,数据挖掘方法以及基于特征的方法是当前主要辨识方法。数据挖掘方法需要基于大量的标注数据^[3]学得匹配模型,此方法可概括为机器学习^[4-5]与深度神经网络^[6-7]两类。基于特征的方法无需学习模型,仅使用信号处理技术便可获得理想效果^[8]。由于居民用户用电数据较易获取、用电习惯具备规律性且用电设备类型相对简单,越来越多面向居民侧的研究开始聚焦在数据挖掘领域。文献[9—10]使用马尔科夫模型描述用户用电规律,并使用最大期望算法求解最优负荷设备使用情况。文献[11—12]分别引入卷积网络、循环神经网络对各类负荷进行拟合描述,在负荷分解中取得了较好的泛化效果。

相较居民用户,工业用户设备种类繁多、用电行为复杂,需要大量标注数据以支撑数据挖掘类算法,实现难度较大。文献[13]对工业用户设备种类、用电行为复杂度高的现象及由此引起的辨识困

难问题做出了说明。当前对于工业负荷辨识的研究大部分聚焦在基于特征的方法上,文献[14]提出了以解释空间、特征空间映射关系为核心的工业事件辨识方法,文献[15]提出了基于随机森林与稳态波形的工业负荷辨识方法。高准确度检出设备的启停事件是基于特征方法进行负荷辨识的关键,当前工业领域事件检测的研究对象大都聚焦在能量级别高、运行状态稳定且投切频次低的工业负荷中,方法上主要通过设定合适的有功周期增量阈值与观测周期数来完成检测。建筑工地场景设备运行功率差别较大,增量阈值难以定量,且对于工地启停过程复杂或运行伴随震荡的施工设备,此方法显然也难以取得较好效果。

本文提出了一种面向环保督察的多阶段事件辨识检测算法,通过潜在负荷事件的组合分析实现对施工设备、除尘设备的同步高效检出及负荷波动的误检抑制,实验结果验证了改进算法对环保督察业务需求的适用性。

1 负荷辨识原理

非介入式负荷辨识技术在原理上通常包括信号提取与预处理、负荷事件检测、负荷特征提取、负荷类型识别。每个步骤环环相扣,事件检出准确度是获得理想负荷辨识效果的前提,本文的研究内容主要聚焦在事件检测部分。基于贝叶斯准则的事件检测算法、双边CUSUM事件检测算法是当前常用的检测方法,但在工业负荷辨识尤其是工地场景的辨识中都存在一定的局限性,本节将对两类算法的原理与局限性进行说明。

基于贝叶斯准则的事件检测算法^[16]、累计和(cumulative sum, CUSUM)事件检测算法是当前常用的检测方法。贝叶斯检测算法使用多维特征检测事件,以窗口决策函数的最大值作为事件判定依据,对负荷状态变化的敏感性较高,不适用于检测启停特性复杂的建筑施工设备。而相较贝叶斯算法而言,CUSUM算法累计偏移量的理念使其具备检出复杂暂态过程的能力,但对于设备运行功率差别较大的场景累计和阈值较难定量,同样无法取得理想的事件检测效果。

2 面向环保督察的非介入负荷辨识算法

2.1 工地场景设备用电特性分析

建筑工地负荷主要分为施工设备、除尘设备两

类。施工设备运行功率较高、启停特性复杂且运行过程常伴随波动;除尘设备运行功率较低、启停特性简单且运行状态平稳,单次运行时长通常仅为几分钟。为保证面向环保督察的负荷事件检出准确度,需要对工地施工中常见的打桩压桩设备、除尘设备运行特征进行分析,通过电气特征特点及负荷变化规律优化设计合理的检测算法。

图1、图2分别展示了长河ZYB1000型号静压机与比西特BCT-WDPL200型号除尘机在独立和同时工作时的启停过程特征。

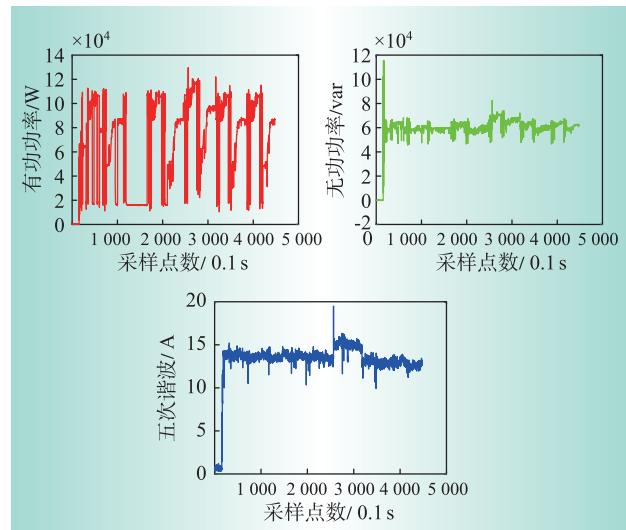


图1 静压机叠加除尘机运行过程特征

Fig. 1 Operation process characteristics of static compressor superimposed deduster

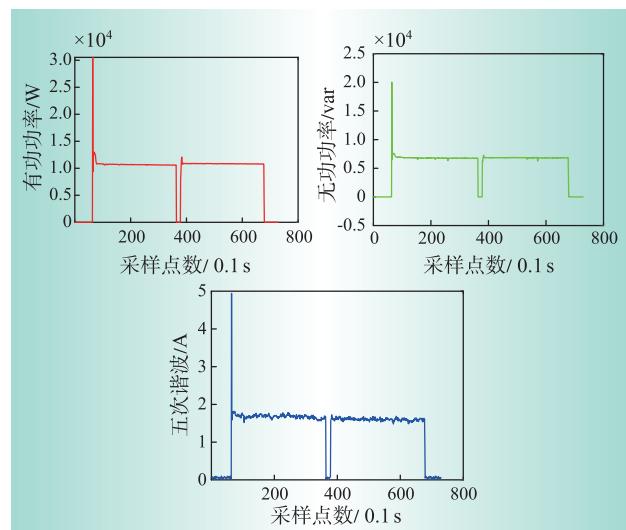


图2 除尘机单次运行过程

Fig. 2 Single operation process of deduster

由图1可知,静压机的有功信号在启动及后续运行过程均伴随持续性大幅震荡,震荡幅值最高可达80 kW;静压机的无功信号在启动过程呈现震荡式上

升,在关停过程呈现分段式下降,在运行过程中整体稳定,幅值约为60 kvar并伴随6 kvar左右的持续波动;静压机的五次谐波在启停过程也呈现震荡与分段式变化趋势,运行过程整体相对稳定但存在缓降趋势。由图2可看出,除尘机启停机过程简单,运行状态有功、无功、五次谐波信号平稳无波动,有功、无功分别稳定在11 kW、7 kvar附近,五次谐波稳定在1.5~1.7 A范围内。

综上可知,对于静压机这类有功信号持续剧烈震荡的电机设备,不适合使用有功功率作为事件检测算法的输入进行启停研判。与有功信号相比,无功信号虽然在设备启停过程中呈现复杂的变化特性,但在设备运行过程中表现整体稳定。因此本文在工地场景的设备辨识中使用无功信号作为事件检测算法的主要输入信号,与传统基于有功功率的事件检测算法相比,首先从信号输入端进行了算法改进。

2.2 多阶段事件辨识检测算法

本文提出一种多阶段检测算法,首先筛选潜在的除尘设备启停事件和施工设备启停事件,随后进入施工设备事件和除尘事件二次确认辨识流程。

2.2.1 辨识数据预处理

由于工地负荷常伴随持续波动,所以需对信号进行滤波处理,以尽量降低波动噪声对于事件检测的干扰。经多次滤波实验获得较优滤波间隔0.5 s,以此间隔对信号进行中值降采样滤波。使用较小滤波间隔无法获得理想的噪声滤除效果,而滤波间隔偏大带来的过度降采样会降低短时运行除尘设备的检出率。

建筑工地场景中,施工设备与治污设备间无功功率幅值差别较大,执行事件检测时较难定量增量阈值。因此,本文提出一种将信号进行滑窗归一化的处理方法,使得信号幅值在每个滑窗内被严格限制在0~1,这样可实现使用相同的幅值阈值兼容不同无功功率级别的设备,但当不同无功级别设备出现在同一个滑窗内时,仅依赖滑窗归一化处理无法避免小无功设备容易被淹没的情况,本文提出的多阶段事件检测方法可以解决此问题。

对滤波后的信号 X_f 进行滑窗归一化处理,归一化基准值取滑窗内信号的幅值最大值,公式如下

$$X_n(k) = X_f(k)/V_{BS}(i) \quad (1)$$

式中: X_f 为经过滤波后的输入信号; V_{BS} 为用于归一化的基准值序列; X_n 为经过归一化处理后的信号; i 为滑窗序列号; k 为信号时刻点, $k \in [(i-1)w + 1, iw]$; w 为滑窗窗长。

2.2.2 潜在负荷事件检测

算法首先筛选潜在的除尘设备启停事件和施工设备启停事件。在执行潜在负荷事件辨识流程时,以使用较低增量阈值检出的负荷事件为基础,一方面为除尘设备提供潜在启停,另一方面为施工设备多阶段运行的数据提供基础素材。

首先使用较低增量阈值高灵敏度检测负荷突变事件,以归一化处理后的信号 X_n 作为输入,计算第*i*个滑窗与其前一个滑窗的信号均值差 Δx_i ,公式如下

$$\Delta x_i = |M_i - M_{i-1}| \quad (2)$$

式中: M_i 为信号在第*i*个滑窗的幅值均值,设置能量阈值 V_{tol} ,若 $\Delta x_i > V_{tol}$,则判定第*i*个滑窗发生了负荷突变。

在得到负荷突变事件后,可以同步进行分段或震荡变化负荷的预判断处理逻辑,即依据时间临近原则,将多个发生间隔小于时间差阈值 T_s 的突变事件合并为同一个负荷事件,但合并后的事件暂态过程耗时不得超过最大时长限制 T_L ,用于避免持续剧烈震荡的负荷引起事件过分拼接导致算法失灵。基于上述逻辑可实现自适应检测完整的事件过程。

假设在第*i*个滑窗检测到了负荷突变事件,定义事件开始时间为 t_i 、结束时间为 t_j ,其中 t_i 为第*i*个滑窗的起始时刻点。若在第*i*个与第*j*个滑窗均检测到了突变事件($j > i$),计算两个事件的时间差 $\Delta T = t_j - t_i$,若 $\Delta T \leq T_s$ 则认为两个负荷事件属于同一个暂态过程,将其合并至同一个事件集合 $E_{vent}(k)$,表示如下

$$E_{vent}(m) = [S_{tar}(m), E_{nd}(m)] \quad (3)$$

式中: $S_{tar}(m) = t_i$, $E_{nd}(m) = t_j$ 。

2.2.3 真实负荷事件确认

因潜负荷事件检测环节不能克服波动噪声引起误检测的问题,因此还需确认检出的潜在事件是否为真实的施工设备或除尘设备事件。施工设备无功幅值较大,启停特性复杂,这类事件在潜在负荷事件检测阶段已经完成事件段合并,除尘设备启停特性简单,通常是一个单独的较小负荷事件,故除尘设备事件需在合并次数为0且幅值变化量较小的潜在事件中进行挑选确认,其余幅值变化量较大的潜在事件用于筛选施工设备事件。

潜在负荷事件中,存在着一些负荷波动引起的误检测,对于施工设备类事件,需取较高的幅值限值 V_{ture} 筛选真实事件,去除噪声事件干扰。对于 $E_{vent}(k)$ 是否为有效施工设备负荷事件,通过比较信号变化量进行判定,具体如式(4)所示

$$\Delta X = \frac{1}{w} \sum_{n=E_{\text{ad}}(m)+w-1}^{n=E_{\text{ad}}(m)} X_n - \frac{1}{w} \sum_{n=S_{\text{int}}(m)-w}^{n=S_{\text{int}}(m)-1} X_n \quad (4)$$

式中: w 为检测滑窗窗长; ΔX 为事件发生前后幅值变化量, 若 $|\Delta X|$ 绝对值大于 V_{tun} , 则认为 $E_{\text{vent}}(m)$ 是一个真实发生的施工设备类事件, 而不是由波动干扰产生。

考虑到除尘机的五次谐波特征明显且与无功波形有较高的相似度, 静压机运行状态五次谐波整体相对稳定, 因此本文将五次谐波加入算法输入数据以辅助检测除尘设备。除尘设备有效事件确认的逻辑为: 若无功、五次谐波数据在相同时间区间同时检出潜在事件, 且除尘设备综合判定指标值大于指标阈值, 则认为待确认事件为除尘设备有效事件, 否则认为是无效事件。具体方法如下: 时间区间取待确认事件发生前一个滑窗至发生后一个滑窗, 判断区间内五次谐波数据检测是否存在潜在负荷突变, 若存在则计算综合判定指标值 S_c , 若 S_c 大于指标阈值, 则判定待确认事件为有效除尘设备事件。综合判定指标值计算如下

$$S_c = c_{\text{oeff},1} R_Q + c_{\text{oeff},2} R_1 + c_{\text{oeff},3} S_{\text{IMLQI}} \quad (5)$$

式中: $c_{\text{oeff},1}$ 、 $c_{\text{oeff},2}$ 、 $c_{\text{oeff},3}$ 为除尘设备判定指标系数; R_Q 、 R_1 分别为无功变化量匹配率、五次谐波变化量匹配率; S_{IMLQI} 为无功与五次谐波序列的相似度。变化量匹配率计算方法以无功为例进行说明, 五次谐波与之同理, 计算如下

$$R_Q = \begin{cases} \Delta Q / Q_{\text{base}} & \Delta Q < Q_{\text{base}} \\ Q_{\text{base}} / \Delta Q & \Delta Q \geq Q_{\text{base}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: ΔQ 为事件发生前后无功变化量绝对值; Q_{base} 为无功基准值。 ΔQ 计算如下

$$\Delta Q = |M_{\text{after}} V_{\text{BS_after}} - M_{\text{before}} V_{\text{BS_before}}| \quad (7)$$

式中: M_{before} 、 $V_{\text{BS_before}}$ 分别为事件开始时刻前 5 个点的无功功率均值、归一化基准值; M_{after} 、 $V_{\text{BS_after}}$ 分别为事件结束后 5 个点的无功功率均值、归一化基准值, Q_{base} 取值方法如下

$$Q_{\text{base}} = \begin{cases} Q_{\text{max}} & \Delta Q \geq [Q_{\text{min}} + 0.5(Q_{\text{max}} - Q_{\text{min}})] \\ Q_{\text{min}} & \Delta Q < [Q_{\text{min}} + 0.5(Q_{\text{max}} - Q_{\text{min}})] \end{cases} \quad (8)$$

式中: Q_{max} 、 Q_{min} 分别为历史负荷的无功最大值、无功最小值。

无功、五次谐波数据序列相似度计算公式为

$$S_{\text{IMLQI}} = \frac{N \sum_{n=1}^N Q_n I_{S(n)} - \sum_{n=1}^N Q_n \sum_{n=1}^N I_{S(n)}}{\sqrt{N \sum_{n=1}^N Q_n^2 - (\sum_{n=1}^N Q_n)^2} \sqrt{N \sum_{n=1}^N I_{S(n)}^2 - (\sum_{n=1}^N I_{S(n)})^2}} \quad (9)$$

式中: Q_n 、 $I_{S(n)}$ 为待确认事件发生前一个滑窗至发生后 1 个滑窗区间内的无功、五次谐波序列; N 为数据序列的长度。

2.2.4 整体辨识流程

多阶段事件辨识算法的原始输入为 10 Hz 频率的有功、无功、谐波信号序列, 实际工程应用时可基于新一代物联网电表或能源控制器进行部署应用^[17], 其采用计量芯与管理芯分离或模块化的设计方式, 具备高达 6.4 kHz 以上的电压电压高频采集能力, 支持输出 10 Hz 速率的电气特征量信号至主控芯片并进行算法应用, 最终将事件检测结果通过电力载波链路上送至主站。

本文所提算法整体分两个步骤执行: ① 对 10 Hz 无功、五次谐波输入信号进行中值滤波与滑窗归一化处理, 完成数据预处理; ② 执行多阶段事件辨识, 首先执行潜在负荷事件检测, 并同时进行分段或震荡类复杂暂态过程的预判断与事件段合并, 最终在检出的潜在负荷事件中筛选出真实施工设备事件与真实除尘设备事件。

算法的详细流程如图 3 所示, 同时在算法参数

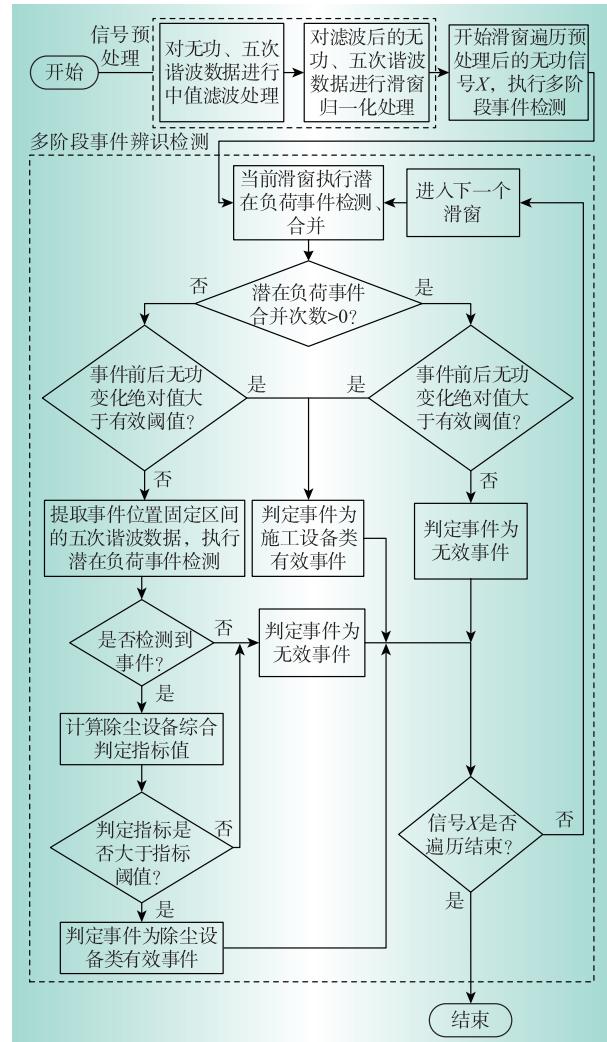


图 3 面向环保监督改进算法的整体流程

Fig. 3 Overall flow of improved algorithm for environmental protection supervision

选择时需要将检测窗长与滑动步长设置为一致,真实负荷事件检测阈值 V_{true} 设置为潜在负荷事件检测阈值设置为幅值阈值 V_{tol} 的5~10倍,事件合并时间阈值 T_s 设置为2倍检测窗长、 T_L 设置为检测窗长的2~20倍,以实现事件的自适应检出功能。

3 实验与分析

本文使用南京正方新城建筑工地在打桩施工时的变压器总进线负荷数据对面向工地环保监督的多阶段负荷事件检测算法进行准确性验证。该场景下包含多台最大功率为180 kW的静压机及额定功率为11 kW的1台除尘雾炮机,同时背景负荷中包含部分工地生活用电信息。现场当静压机与除尘机运行时,通过人工记录的方式完成设备启停时间标注。

为体现本文所提算法的优越性,需同时选择多种事件检测算法进行对比分析。如表1所示,共选取3大类,共5种事件检测算法,前两类每类事件检测算法分别使用有功特征量及无功特征量+谐波特征量作为检测输入,其中编号为5的算法即为本文所提算法,为多阶段检测方案,其与均为单阶段检测方案。需要注意的是,在进行实验验证时,所有算法输入特征量均使用2.2.1节数据预处理中的方法进行归一化操作,且在另外两个使用无功+谐波特征量作为输入的算法设计时,将归一化后的无功功率及谐波信息相加作为唯一输入进行事件检测。

表1 测试算法配置情况

Table 1 Configuration of the test algorithms

编号	算法名称	基础检测算法	检测输入变量
1	CUSUM- P	双边累计和	有功 P
2	CUSUM- Q	双边累计和	无功 Q +五次谐波 I_5
3	Bayesian- P	贝叶斯信息准则	有功 P
4	Bayesian- Q	贝叶斯信息准则	无功 Q +五次谐波 I_5
5	MultiStage- Q	多阶段事件检测	无功 Q +五次谐波 I_5

3.1 事件检出率对比分析

定义准确率和查全率对辨识结果进行评价,将事件检测结果与真实事件关系的组合分为真阳性(true positive, TP):存在真实事件且辨识准确;假阳性(false positive, FP):不存在真实事件但误辨识出;真阴性(true negative, TN):存在真实事件但未辨识出,对应的样本数量分别记为 M_{TP} 、 M_{FP} 、 M_{TN} ,准确率和查全率的定义如下

$$p_1 = \frac{M_{\text{TP}}}{M_{\text{TP}} + M_{\text{FP}}} \quad (10)$$

$$p_2 = \frac{M_{\text{TP}}}{M_{\text{TP}} + M_{\text{TN}}} \quad (11)$$

式中: p_1 为准确率,用于描述辨识出事件为真实事件的概率; f_2 为查全率,用于描述真实事件被检出率。

实验参数设置时,本文所提算法检测窗长 w 为5 s,归一化事件检测能量阈值 V_{tol} 为0.05、 V_{true} 为0.25,事件合并时间阈值 T_s 、 T_L 分别取10 s、60 s,除尘设备判定指标系数 $c_{\text{oeff},1}$ 、 $c_{\text{oeff},2}$ 、 $c_{\text{oeff},3}$ 分别取1.0、0.8、0.8,THR取1.9,对比算法检测窗长同样设置为5 s,其他参数按查全率最大化的策略进行训练及设置。实验共包含工地2个月共计100次以上静压机及除尘器启停记录,检测事件与记录事件相差10 s 内认为匹配,表2展示了本文测试算法的性能比较结果。

表2 实验对比结果

Table 2 Experimental comparison results

算法编号	静压机启停辨识指标		除尘机启停辨识指标	
	准确率 p_1	查全率 p_2	准确率 p_1	查全率 p_2
1	0.33	0.74	0.52	0.63
2	0.94	0.91	0.83	0.88
3	0.38	0.82	0.47	0.58
4	0.92	0.89	0.84	0.87
5	1.00	1.00	0.97	0.98

从表2数据可知,本文所提算法在所有方案中均取得了最佳效果,其中打桩机辨识准确率和查全率均达到100%,除尘机辨识准确率和查全率也均超过95%。从细节上看,采用无功+谐波作为事件检测输入的算法整体上取得了较好的效果,论证了面向环保监督的改进算法选择非有功特征量作为决策输入的有效性。算法1和算法3在静压机辨识准确率指标低的原因在于静压机运行过程中有功功率的波动引起了多次启停的误检出,影响了整体准确率指标,而除尘机两项指标都较低的原因则是其有功淹没在了大功率设备的波动中,造成大量误检及漏检。

3.2 改进算法检测效果展示

为进一步展示本文所提算法的检测效果,选择静压机及除尘机启停检测细节进行分析,如图4所示。其中,红色曲线代表本文所提算法输入信号幅值曲线,蓝色点覆盖的曲线段代表算法检测到的事件过程,对检测事件时间与真实发生时间的偏差进行比较,用以展示本文所提算法对事件启停过程检测的准确性。定义检测时间偏差值矩阵为 $[o_{\text{fs},1}, o_{\text{fs},2}]$,其中 $o_{\text{fs},1}$ 为检测与真实开始时间的差值,

$\sigma_{fs,2}$ 为检测与真实结束时间的差值, 符号“-”代表提前, “+”代表滞后, 统计图 4 中事件检测情况可得所提算法的时间偏差结果如表 3 所示。由于整体上算法检测的事件开始、结束时间较真实时间提前或滞后的时间偏差不超过 3 s, 因此具有较高的准确度。

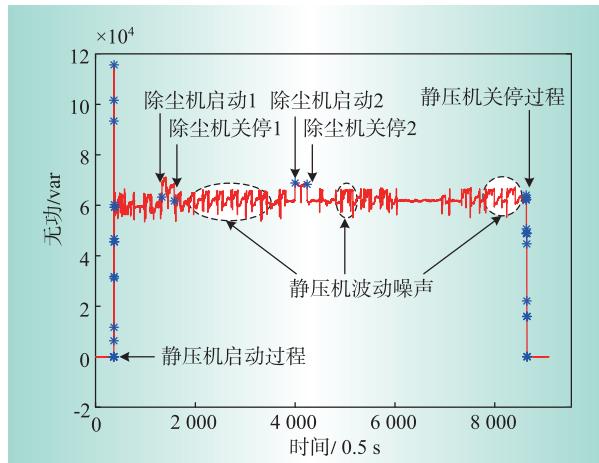


图 4 改进算法检测效果示意

Fig. 4 Schematic of improved algorithm detection effect

表 3 改进算法事件检测时间偏差表

Table 3 Event detection time deviation of improved algorithm

事件类型	持续时长/s	检测偏差/s
静压机震荡式启动	7.0	[−3.0, 0]
静压机分段式关停	8.5	[0, +1.5]
除尘机简单启动 1	3.0	[0, −3.0]
除尘机简单关停 1	0.5	[+2.5, +2.0]
除尘机简单启动 2	2.0	[+2.0, 0]
除尘机简单关停 2	0.5	[0, −0.5]

特别地, 从图 4 中静压机叠加除尘机事件检测效果可以看出, 黑色虚线圈出的波动噪声是在除尘设备事件辨识流程中被剔除的无效事件, 验证了算法同时具备区分震荡噪声干扰的能力。

4 结束语

建筑工地场景中施工设备功率级别较高, 启停过程常呈现震荡式、分段式的复杂趋势, 运行常伴随持续波动, 除尘设备功率级别较低, 易与施工设备波动噪声混淆, 算法同步检出施工设备、除尘设备启停事件的难度较大。为解决上述问题, 本文设计了面向环保督察的工业负荷多阶段事件检测算法, 并与多个不同输入不同检测原理的算法进行对比实验。实验结果证实, 本文所述改进算法实现了对施工设备、除尘设备启停过程的同步高效检测,

并有效提升了对复杂暂态过程事件的检测能力及抵抗噪声干扰能力, 既可满足对建筑工地的环保督察需求, 又可兼顾施工设备用电监测。

需要指出的是, 当前改进算法仍然存在一定的局限性, 可能将两个发生间隔小于时间差阈值的不同种类设备事件误合并, 但考虑到工地场景中设备投切并不频繁, 设备重叠度不高, 当前改进算法的时间差阈值仍可满足检测要求, 后续将进一步分析设备启停的非稳态特异性特征以准确定位设备运行状态。■

参考文献:

- [1] 刘著国, 王宝华, 王帅, 等. 工地环保监测与除尘技术研究与应用[J]. 土木建筑工程信息技术, 2017, 9(3): 110–114.
LIU Zhuguo, WANG Baohua, WANG Shuai, et al. Research and application of environmental protection monitoring and dust removal technology on construction site[J]. Civil Construction Engineering Information Technology, 2017, 9(3): 110–114.
- [2] 潘迪涵, 董联鑫, 范帅, 等. 基于二阶 ETP 解析解的空调-建筑电热耦合系统辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(11): 77–87.
PAN Dihan, DONG Lianxin, FAN Shuai, et al. Identification method for air-conditioning-building electrothermal coupling system based on second-order equivalent thermal parameter analytical solution[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(11): 77–87.
- [3] KELLY J, KNOTTENBELT W. The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes [J]. Scientific Data, 2015, 2: 150 007.
- [4] 宋旭帆, 周明, 涂京, 等. 基于 k-NN 结合核 Fisher 判别的非侵入式负荷监测方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(6): 73–80.
SONG Xufan, ZHOU Ming, TU Jing, et al. Non intrusive load monitoring method based on k-NN and nuclear Fisher discrimination [J]. Power System Automation, 2018, 42(6): 73–80.
- [5] 邓旭晖, 陈中, 杨凯, 等. 基于多任务学习卷积网络的非侵入式负荷监测方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(8): 189–197.
DENG Xuhui, CHEN Zhong, YANG Kai, et al. Non-intrusive load monitoring method based on multi-task

- learning convolutional network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 189–197.
- [6] LIU Y, WANG X, YOU W. Non-intrusive load monitoring by voltage-current trajectory enabled transfer learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5 609–5 619.
- [7] ABOULIAN A, GREEN D H, SWITZER J F, et al. NILM dashboard: a power system monitor for electromechanical equipment diagnostics[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(3): 1 405–1 414.
- [8] KOLTER J Z, JAAKKOLA T S. Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation [C]// International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, PMLR, 2012 : 1 472–1 482.
- [9] KIM H, MARWAH M, ARLITT M F, et al. Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements[C]// Proceedings of the 2011 SIAM international conference on data mining, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2011: 747–758.
- [10] 岚海祥,许瑞琦,刘璟璇,等.基于多维融合特征和卷积神经网络的多任务用户短期负荷预测[J].电力系统自动化,2023,47(13):69–77.
- ZANG Haixiang, XU Ruiqi, LIU Jingxuan, et al. Short-term load forecasting for multi-task consumers based on multi-dimensional fusion feature and convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13):69–77.
- [11] ZHANG Y, DENG C, LIU Y, et al. Non- intrusive load identification algorithm based on convolutional neural network[J]. Power Grid Technology, 2020, 44(6):2 038–2 044.
- [12] 刘恒勇,史帅彬,徐旭辉,等.一种关联RNN模型的非侵入式负荷辨识方法[J].电力系统保护与控制,2019,47(13):162–170.
- LIU Hengyong, SHI Shuaibin, XU Xuhui, et al. A non-invasive load identification method associated with RNN model [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(13):162–170.
- [13] ADABI A, MANTEY P, HOLMEGAARD E, et al. Status and challenges of residential and industrial non- intrusive load monitoring [C]// 2015 IEEE Conference on Technologies for Sustainability, IEEE, 2015:181–188.
- [14] 武忻,于金莹,彭林,等.基于用户边缘侧事件解析的工业电力负荷非侵入式感知辨识[J].电力系统自动化,2021,45(4):29–37.
- WU Xin, YU Jinying, PENG Lin, et al. Non intrusive perceptual identification of industrial power load based on user edge side event analysis[J]. Power System Automation, 2021, 45(4):29–37.
- [15] 王健,易姝慧,刘俊杰,等.基于随机森林算法和稳态波形的非介入式工业负荷辨识[J].中国电力,2022, 55(2):82–89.
- WANG Jian, YI Shuhui, LIU Junjie, et al. Non-intrusive industrial load identification based on stochastic forest algorithm and steady-state waveform [J]. China Power, 2022, 55(2):82–89.
- [16] 张露,Francois Auger,荆朝霞,等.基于非侵入式的事件检测方法统计评估[J].电测与仪表,2020,57(1): 106–112, 120.
- ZHANG Lu, FRANCOIS Auger, JING Zhaoxia, et al. Statistical assessment of abrupt change detections for NILM [J]. Electrical Measurement and Instrumentation, 2020, 57(1):106–112, 120.
- [17] 欧阳曾恺,赵双双,穆小星,等.多芯模组化的负荷分析电能表设计与研制[J].电测与仪表,2021,58(9): 172–179.
- OUYANG Zengkai, ZHAO Shuangshuang, MU Xiaoxing, et al. Design and development of multi-core modular load analysis power meter [J]. Electric Measurement and Instrumentation, 2021, 58(9):172–179.

(责任编辑 水 鸽)

广告索引

国网(江苏)电力需求侧管理指导中心有限公司 …… (封三)

国网(苏州)城市能源研究院有限责任公司 ……… (封底)