

基于投票方差的非侵入式负荷波动检测

杨丹旭, 宋亚奇, 岳建任, 李 莉

(华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071000)

摘要:针对现有事件检测方法在大功率用电设备开启后漏检小功率用电设备切换事件以及对事件发生时间定位不准确的问题,提出一种基于投票方差的波动检测方法,该方法通过投票机制定位事件,可提高检测精度。实验结果表明,该方法在聚合功率水平发生变化时仍然具有稳健性,可检测出的负荷波动范围为40~2000 W,通过对参数的选择,该方法的检测精度达到95%左右,能够精准检测到开始时间的事件数占95.30%。

关键词:非侵入式负荷监测;波动检测;漏检;时间定位;投票方差

中图分类号:TM 715

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202205021

0 引言

非侵入式负荷监测 NILM (Non-Intrusive Load Monitoring) 是20世纪80年代由 HART G W 教授提出的^[1],近年来,随着智能电网的建设与节能环保意识的增强,该领域受到关注并获得发展。NILM 不依赖于在每台用电设备上加装监测装置,通过对区域总电表电压、电流及功率等信息的实时采集和分析,便可得到区域内所有负荷种类以及单台用电设备的实时能源消耗情况,辅助智能电网在保持供需平衡、有效管理能源流动以及电网的可持续性等方面的建设^[2]。NILM 在硬件安装、隐私保护、用户行为的修改、各类人群在高峰时间内的节能以及故障盗窃检测等方面,能够低成本、高效率地实现且便于实施^[3-4],与侵入式负荷监测相比具有明显优势。

NILM 方法主要分为基于事件的和非基于事件的2类。基于事件的 NILM 方法需要进行数据处理、事件检测、负荷特征提取和负荷识别步骤^[5],该类方法依赖于对获取的聚合负荷数据使用不同边缘检测算法的事件检测,从提取的事件中获取特征,并使用机器学习算法将其按照不同的规则进行分类。事件检测是 NILM 方法中的重要组成部分,其目标是确定负荷开关事件是否发生、区分稳态暂态以及定位事件发生的时间。事件检测的精度直接决定提取的负荷特征是否准确有效,从而影响负荷识别效果。在事件检测中,无事件发生的状态为稳态,前后2个稳态之间发生的暂态事件的过渡阶段称为暂态阶段,暂态事件的时间定位会影响稳态的确定。

事件检测方法主要有基于规则、基于概率模型以及匹配滤波^[6-7]3种。累积和的思想在事件检测中应用广泛,通过积累微小偏移量检测事件的发生。文献[8-9]对常规累积和进行改进以解决漏检或者时间定位问题。文献[10]将贝叶斯准则的思想应用到事件检测中,解决了常规累积和的漏检问题。文献[11]利用基于广义似然比(GLR)的思想比较负荷事件前后的概率,对负荷进行暂态事件检测。文献[12]提出平均滑动窗口(MSW)算法,该算法利用滑动窗口检测有功功率损耗曲线的平均值,将其与预定义阈值进行比较来探测事件。文献[13]跟踪检测信号包络的标准差,对事件开始时间的定位精度较高。文献[14]提出卡方检测的方法,该方法虽然具有较好的检测性能,但是缺少对事件结束时间的判断。

滑动窗口内方差与均值比较的经典方法和规则(简称经典滑动窗方法)被广泛用于各种场景 NILM 的事件检测中^[15-18],其基于简单的规则,高效快速,且具备一定的检测效率,但在大功率用电设备运行时会降低对小功率用电设备投切事件的检测能力,且对事件的开始及结束时间缺乏精确的定位。为了解决上述2个问题,提高检测精度,本文对经典滑动窗方法进行改进,提出一种基于投票方差的波动检测方法。实验验证表明,该方法能够有效地检测出不同功率水平和不同特性的各种开关事件,以及实现更为精准的事件开始和结束时间定位。

1 问题分析

经典滑动窗方法通过比较滑动窗口内功率序列的方差与均值来判定是否发生波动,当方差大于均值的一半时认为发生波动,进而将波动前后的功率差与提前设置好的阈值进行比较,若大于阈值,则判定为一次事件发生。但是功率均值会随着用电设备切换事件发生变化,在大功率用电设备开启后,功率

收稿日期:2021-07-28;修回日期:2022-03-22

在线出版日期:2022-04-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51677072);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2018MS074)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51677072) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2018MS074)

均值会升至一个很高的水平,远大于小功率用电设备切换事件引起的波动方差,从而导致漏检的发生。图 1 为功率水平提升检测效果图,图中三角形标注的点为检测到的事件,菱形标注的点为漏检事件。当功率水平为 200 W 左右时,40~60 W 的小功率事件会被检测到,但当将功率水平提升 1500 W 后这些小功率事件就会被漏检。原始功率水平及真实事件如附录 A 图 A1 所示。

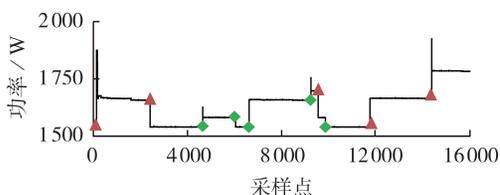


图 1 功率水平提升检测效果图
Fig.1 Detection effect diagram of promoting power levels

每个独立的负荷开关事件都有开始和结束时间,单个事件过程示意图如附录 A 图 A2 所示。经典滑动窗方法在将满足方差大于均值一半的点加入波动区间并判定事件发生之后,将区间两端点视为投切事件的开始和结束时间,但当遇到功率缓慢变化的事件,满足滑动窗口方差大于均值的一半时,可能事件早已开始,导致检测到的事件开始时间晚于实际开始时间,如图 2 所示,类似地,检测到的事件结束时间会早于实际结束时间。

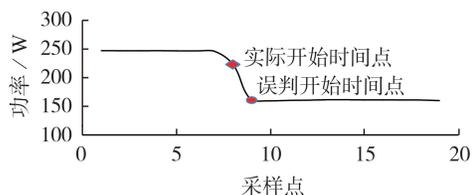


图 2 时间定位错误图
Fig.2 Diagram of time positioning error

此外,经典滑动窗方法在定位事件开始和结束时间上有时会出现逻辑错误,当满足波动条件的连续窗口数小于滑动窗口长度时,判定为事件开始时间的点会在结束时间点之后,这在现实中是不可能的,如图 3 所示。

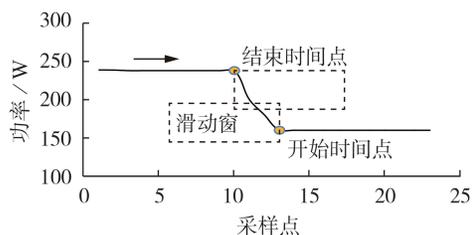


图 3 结束时间点早于开始时间点示意图
Fig.3 Schematic diagram of ending time point earlier than start time point

为了解决因大功率用电设备开启而造成小功率用电设备的事件漏检以及投切事件的时间定位问题,本文提出基于投票方差的波动检测方法。

2 基于投票方差的波动检测方法

2.1 基于投票方差的波动检测方法设计思路

当发生负荷开关事件时,功率序列会产生相应的波动,此时滑动窗口内的功率方差增大,通过投票机制选出一段时间序列内满足条件的方差最大的样本点作为开关事件发生点。选择方差作为判断量的原因在于方差不会随着聚合功率的变化而变化,避免了大功率用电设备开启的影响。本文利用极差阈值将暂态和下一个稳态进行分割。

2.2 基于投票方差的波动检测方法流程

2.2.1 方法总体流程

基于投票方差的波动检测方法的输入为聚合功率序列,输出为事件的开始和结束时间,方法流程图如附录 A 图 A3 所示,具体步骤如下。

1) 由于家庭用电总功率信号中存在噪声,噪声或者尖峰值会触发错误的事件转换检测,增加误检风险。为了提高事件检测方法的性能,本文利用中值滤波方法对总功率信号进行去噪后再开启事件检测。输入原始总功率序列 P , 设置长度为 $m+1$ 的滤波滑动窗口, 每个滤波后的样本点 p'_i 均由其所在窗口的 $m+1$ 个功率信号的中值表示, 如式(1)所示。

$$p'_i = \text{median}(p_{i-m/2} + p_{i-m/2+1} + \dots + p_{i+m/2}) \quad (1)$$

式中: $\text{median}(\cdot)$ 为求中值函数; $p_{i-m/2+j}$ ($j=0, 1, \dots, m$) 为第 i 个滑动窗口内的第 $j+1$ 个功率样本点。

2) 输入滤波后的功率序列 P' , 设置长度为 n 的方差滑动窗口, 计算窗口内功率的方差。

3) 对方差序列设置长度为 w 的投票滑动窗口, 若某方差是投票滑动窗口内的最大值且不小于方差阈值 q , 则相应样本点获得 1 票。 q 的作用是避免正常波动引起的极小方差被误判为事件。

4) 将最终获得的票数等于投票窗口长度 w 的点标记为一次事件, 当事件开始时间点处于滑动窗口中心时, 滑动窗口方差最大, 因此, 当获得的票数达到滑动窗长度时, 即为准确的事件开始时间。

5) 一旦探测到事件发生, 稳态检测程序立即被启动以定位事件结束时间。设长度为 l 的极差滑动窗口内的原功率序列 $s = \{p_i, p_{i+1}, \dots, p_{i+l-1}\}$, 将其极差 r 作为衡量指标, r 的计算如式(2)所示。

$$r = \max(s) - \min(s) \quad (2)$$

从事件开始时间开始滑动极差窗口, 若窗口内的极差小于极差阈值 h , 则判定进入稳态, 即此时为事件结束时间点, 并完成事件检测。

2.2.2 参数选择

1) 滤波滑动窗口长度 $m+1$ 。

滤波滑动窗口长度 $m+1$ 影响的是曲线的平滑度,其值越大,曲线越平滑,方差越小,同时保留的原始数据信息越少,因此, $m+1$ 不宜过大。

2) 方差滑动窗口长度 n 和方差阈值 q 。

方差滑动窗口长度 n 影响的是对一段时间间隔内功率序列波动情况的统计,其最大值应该小于2个相邻事件发生的时间间隔。考虑到被检测用电设备的最小功率 P_{\min} 以及用电负荷正常工作时的波动,方差阈值 q 应根据功率在 $0.8 P_{\min} \sim 15 P_{\min}$ 范围内波动引起的方差变化进行设置。

3) 投票滑动窗口长度 w 。

投票滑动窗口长度 w 反映的是考虑方差最大值的邻域大小,其值不宜超过相邻开关事件发生的最小时间间隔。考虑到采样率的限制,将间隔少于20个样本点的相邻事件视为重叠事件, w 越大,事件漏检的概率越高。

4) 极差滑动窗口长度 l 和极差阈值 h 。

极差滑动窗口长度 l 和极差阈值 h 是判断是否进入稳态的变量,不涉及方法检测精度,其值与滤波滑动窗口长度 $m+1$ 、方差滑动窗口长度 n 、投票滑动窗口长度 w 的设置相互独立。一般而言,极差阈值应该随着极差滑动窗口的增大而增大,增加对于一般波动的容忍度,其值应该在对原始数据一定统计的基础上进行设置。另外,极差滑动窗口长度与极差阈值限制的是负荷噪声,与负荷特性有关,大功率负荷产生的电路抖动较大,应适当增大极差滑动窗口长度和极差阈值,而对于小功率负荷,则可较严格设置极差滑动窗口长度与极差阈值。

3 实验验证

3.1 数据集选择

本文选取适用于基于事件的NILM方法的数据集——用于电力分解的建筑级完全标记数据集BLUED (Building-Level fully-labelled dataset for Electricity Disaggregation)^[19],该数据集中除了包含一个美国家庭聚合电路中长达8 d的功率、电流、电压等数据外,还包含各用电设备的投切事件发生时间等信息。考虑到数据量和目标,选取A相电路数据进行实验,为了提升方法实施效率,将每半天数据作为一个单元进行操作。

3.2 投切事件检测准确率验证

本节将验证所提基于投票方差的波动检测方法在大功率用电设备开启后对投切事件的检测性能。当电路中出现多台大功率用电设备开启时,功率水平会上升,本文通过人为提升功率水平模拟大功率

用电设备开启的情景,将功率水平提升量分别设置为0、1 500、3 000 W,以检测所提方法在不同功率水平下的稳健性,并且和经典滑动窗方法以及卡方检验 $\chi^2\text{GOF}$ (chi-squared GOF test) 方法^[20]进行对比。

设 T^P 为检测到的正确事件(真阳性)数, F^P 为误判为有事件发生但实际没发生的事件(假阳性)数, F^N 为漏检的事件(假阴性)数。采用F1分数 $F_{1\text{-score}}$ 评价事件检测方法的检测精度,其为精确率 P^* 和召回率 R^* 的调和平均值,能综合衡量事件检测方法在精确率和召回率这2个指标上的得分,其值越高,表示方法性能越好,计算方法为:

$$F_{1\text{-score}} = \frac{P^* R^*}{P^* + R^*} \times 2 \quad (3)$$

$$P^* = \frac{T^P}{T^P + F^P} \quad (4)$$

$$R^* = \frac{T^P}{T^P + F^N} \quad (5)$$

实验中设置滤波滑动窗口长度为101,方差滑动窗口长度为40,方差阈值为20,投票滑动窗口长度为60,极差滑动窗口长度为20,极差阈值为4。不同功率水平检测性能结果如表1所示。由表可知:当功率水平提升量为0时,经典滑动窗方法的 $F_{1\text{-score}}$ 处于一个较高的水平,达到93.36%,但随着功率水平的提升, $F_{1\text{-score}}$ 逐渐下降到22.14%,漏检率不断增加,该方法性能明显下降; $\chi^2\text{GOF}$ 方法的 $F_{1\text{-score}}$ 同样随着功率水平的提升而逐渐下降;而对于各功率水平提升量,本文方法的 $F_{1\text{-score}}$ 均保持为95.72%,这说明功率水平变化不会对本文方法的 $F_{1\text{-score}}$ 造成影响,大功率用电设备的开启不会对本文方法的小功率事件检测能力造成影响,因此,本文方法具有很好的稳健性。

表1 不同功率水平检测性能结果

Table 1 Detection performance results of different power levels

功率水平 提升量 / W	$F_{1\text{-score}} / \%$		
	本文方法	经典滑动窗方法	$\chi^2\text{GOF}$ 方法
0	95.72	93.36	96.12
1500	95.72	35.49	95.30
3000	95.72	22.14	90.80

3.3 投切事件时间定位

考虑到功率水平变化不会对本文方法性能产生明显影响,本文仅对功率水平提升量为0的情况下本文方法和经典滑动窗方法的时间定位效果进行对比。

BLUED中包含人工记录的各台被测量设备的开关事件开始时间,而没有记录设备开关事件的结束时间,因此,在利用该数据集检测2种方法的时间

定位精度上,本文仅比较检测到的事件开始时间和记录的实际开始时间,将两者相同作为检测到的事件开始时间正确的衡量标准。实验结果表明,本文方法准确定位到事件开始时间的事件数占 95.30%,而经典滑动窗方法准确定位到事件开始时间的事件数占 48.17%。

为了验证本文方法定位事件结束时间的准确性,利用本文方法和经典滑动窗方法对发生多次投切事件的聚合功率进行事件检测,将检测到的事件结束时间与实际结束时间进行对比。附录 A 图 A4 为随机选取的 3 段聚合功率序列,附录 A 表 A1—A3 为对应的利用 2 种方法进行事件检测所检测到的事件结束时间。由表可见,本文方法所检测到的事件结束时间更贴合实际结束时间,而经典滑动窗方法所检测到的事件结束时间和实际结束时间相差较大。

综上所述,本文方法定位投切事件开始和结束时间比经典滑动窗方法更精准。此外,在极少数情况下,由于噪声的存在,本文方法利用极差判断的事件结束时间可能会比实际结束时间稍晚,但是却避免了提前将暂态时间误判为事件结束时间,减小了误差。

3.4 参数寻优

1) 极差滑动窗口长度 l 和极差阈值 h 。

考虑到 BLUED 中功率序列分布特点,本文设置的极差滑动窗口长度 l 和极差阈值 h 如表 2 所示。

表 2 l 和 h 的对应关系

l	h	l	h
10	3~5	60	5~9
20	3~5	80	6~12
40	3~7		

2) 方差阈值 q 、滤波滑动窗口长度 $m+1$ 、方差滑动窗口长度 n 和投票滑动窗口长度 w 。

方差阈值需要将 80% 的数据集作为训练集,并根据测试集的实验结果进行设置。图 4 为设置方差阈值和未设置方差阈值时的检测结果对比,由图可见,设置方差阈值会大幅减少因噪声而导致的误检。

附录 A 图 A5 为滤波滑动窗口长度在 21~101 个采样点范围内变化时对本文方法 $F_{1-score}$ 的影响。由图可见,随着滤波滑动窗口长度的增加, $F_{1-score}$ 总体上呈上升趋势,但是滤波滑动窗口长度在达到 41 个采样点后对 $F_{1-score}$ 的影响不明显,而滤波窗口长度越长,滤波后的功率序列波动变化越明显,探测越容易,同时滤波滑动窗口长度增加会增大小功率事件的波动被过滤的风险,综合考虑,在基于 BLUED 的对

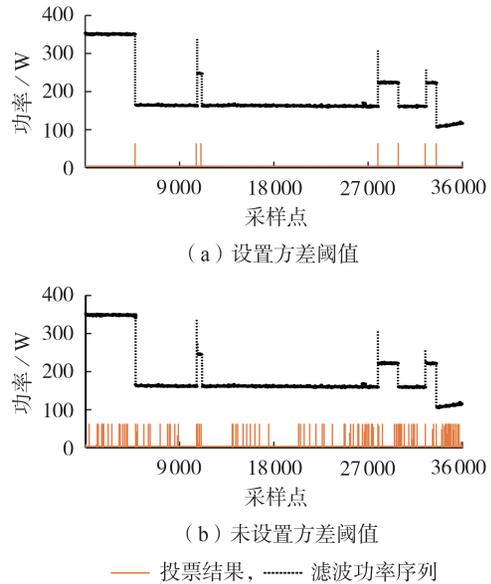


图 4 方差阈值对检测结果的影响

Fig.4 Influence of variance threshold on detection results

比实验中,本文将滤波滑动窗口长度设置为 101 个采样点。

考虑到数据集中相邻事件发生的最小间隔,设置方差滑动窗口长度与投票滑动窗口长度的最大值不超过 101 个采样点。方差滑动窗口长度与本文方法 $F_{1-score}$ 之间的关系如附录 A 表 A4 所示。由表可见,方差滑动窗口长度在 21~101 个采样点范围内变化时 $F_{1-score}$ 相差不大但呈下降趋势,综合考虑,本文将方差滑动窗口长度设置为 41 个采样点。

考虑到 BLUED 的采样率,投票滑动窗口长度最大值为 101 个采样点,附录 A 表 A5 为投票滑动窗口长度对本文方法 $F_{1-score}$ 的影响。由表可见,随着投票滑动窗口长度增加, $F_{1-score}$ 先提高后下降,投票滑动窗口长度在 41~61 个采样点之间时 $F_{1-score}$ 处于较高水平。

4 结论

本文提出一种投票方差方法用于 NILM 的事件检测,实验结果表明,相较于经典滑动窗方法和 χ^2 GOF 方法,本文方法对小功率用电设备的开关事件检测能力不会受到大功率用电设备开启的影响。此外,本文方法具备精确检测每个事件开始时间和结束时间的能力,且保证了检测精度处于较高水平,适用于含有高功率负荷以及功率水平较高的电路,为 NILM 的特征提取和负荷识别奠定了基础。

对于多个事件重叠发生的情况,本文方法的检测能力还有待提高,并且在三餐时间大功率用电设备开启概率高,应适当增大方差阈值以减小噪声引起的误差,考虑到本文方法的检测目标,本文实验中

尚未涉及动态阈值。此外,如何利用优化学习方法对检测参数进行寻优,以提高事件检测的准确度和效率,也是笔者后续工作的一个研究方向。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(12):1870-1891.
- [2] 郭红霞,陆进威,杨苹,等. 非侵入式负荷监测关键技术问题研究综述[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(1):135-146.
GUO Hongxia, LU Jinwei, YANG Ping, et al. Review on key techniques of non-intrusive load monitoring[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(1):135-146.
- [3] 陈中,方国权,赵奇,等. 面向区域级用户的非侵入式负荷监测技术应用方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(8):126-132.
CHEN Zhong, FANG Guoquan, ZHAO Qi, et al. Application method of non-intrusive load monitoring technology for region-level users[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(8):126-132.
- [4] 徐伟枫,华锦修,余涛,等. 计及电器状态关联规则的非侵入式负荷分解[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4):197-203.
XU Weifeng, HUA Jinxiu, YU Tao, et al. Non-intrusive load decomposition considering association rules of appliances' state[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4):197-203.
- [5] 凌家源,彭勇刚. 基于事件检测与CNN模型的非侵入式负荷识别方法及实现[J]. 电工电能新技术, 2021, 40(3):46-54.
LING Jiayuan, PENG Yonggang. Implementation of a non-intrusive load identification method based on event detection and CNN model[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2021, 40(3):46-54.
- [6] 武昕,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 perception and identification of industrial power load based on analysis of event on user edge[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(4):29-37.
- [7] 邓晓平,张桂青,魏庆来,等. 非侵入式负荷监测综述[J/OL]. 自动化学报. [2021-06-27]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c200270>.
- [8] 袁玲. 基于spark的实时电力负荷统计与事件检测[D]. 武汉:华中科技大学, 2015.
YUAN Ling. Real time power load statistics and event detection based on spark[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.
- [9] SIRCOULOMB V, STOFFELS N, HERMAND G, et al. Optimal tuning for an abrupt change detection algorithm: application to an underground gallery structure health monitoring[C]//2013 Conference on Control and Fault-Tolerant Systems. Nice, France: IEEE, 2013:245-250.
- [10] 肖江, Francois AUGER, 荆朝霞, 等. 基于贝叶斯信息准则的非侵入式负荷事件检测算法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(22):8-14.
XIAO Jiang, AUGER F, JING Zhaoxia, et al. Non-intrusive load event detection algorithm based on Bayesian information criterion[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22):8-14.
- [11] ANDERSON K D, BERGÉS M E, OCNEANU A, et al. Event detection for non intrusive load monitoring[C]//IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2012:3312-3317.
- [12] REHMAN A U, LIE T T, VALLES B, et al. Low complexity event detection algorithm for non-intrusive load monitoring systems[C]//2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia. Singapore: IEEE, 2018:746-751.
- [13] MEZIANE M N, RAVIER P, LAMARQUE G, et al. High accuracy event detection for non-intrusive load monitoring[C]//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. New Orleans, LA, USA: IEEE, 2017:2452-2456.
- [14] YANG C C, SOH C S, YAP V V. A systematic approach to ON-OFF event detection and clustering analysis of non-intrusive appliance load monitoring[J]. Frontiers in Energy, 2015, 9(2):231-237.
- [15] 周明,宋旭帆,涂京,等. 基于非侵入式负荷监测的居民用电行为分析[J]. 电网技术, 2018, 42(10):3268-3276.
ZHOU Ming, SONG Xufan, TU Jing, et al. Residential electricity consumption behavior analysis based on non-intrusive load monitoring[J]. Power System Technology, 2018, 42(10):3268-3276.
- [16] 宋旭帆. 基于非侵入式负荷监测的居民用电行为分析[D]. 北京:华北电力大学, 2019.
SONG Xufan. Residential electricity consumption behavior analysis based on non-intrusive load monitoring[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [17] 全瑞宁,李鹏,郎恂,等. 基于Fisher主元分析和核极限学习机的非侵入式电力负荷辨识模型[J]. 电力建设, 2021, 42(2):85-92.
TONG Ruining, LI Peng, LANG Xun, et al. Non-intrusive power load identification model based on FPCA and KELM[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(2):85-92.
- [18] 魏波,胡海涛,王科,等. 基于实测数据和行车运行图的高铁牵引变电站负荷预测方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(1):179-188.
WEI Bo, HU Haitao, WANG Ke, et al. Research on traction load forecasting method for high-speed railway traction substation based on measured data and train timetable[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(1):179-188.
- [19] ANDERSON K, OCNEANU A, BENITEZ D, et al. BLUEED: a fully labeled public dataset for event-based non-intrusive load monitoring research[C]//Proceedings of the 2nd KDD workshop on data mining applications in sustainability. [S.l.]: ACM, 2012:1-5.
- [20] JIN Y, TEBEKAEMI E, BERGES M, et al. A time-frequency approach for event detection in non-intrusive load monitoring[C]//Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XX. Orlando, USA: SPIE, 2011:80501U.

作者简介:



杨丹旭

杨丹旭(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向为非侵入式负荷监测(**E-mail**: yangdx@ncepu.edu.cn);

宋亚奇(1979—),男,讲师,博士,主要研究方向为电力大数据分析、非侵入式负荷监测(**E-mail**: songyaqi@ncepu.edu.cn);

岳建任(1996—),男,硕士研究生,主要研究方向为非侵入式负荷监测(**E-mail**: 2192221004@ncepu.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

(下转第110页 continued on page 110)

Dynamic aggregation method of virtual power plants considering reliability of renewable energy

BAI Xueyan¹, FAN Yanfang¹, WANG Tiansheng², LIU Yujia¹, NIE Xinlei¹, YAN Chenyu³

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China;

2. Xinjiang Electric Power Design Institute Co., Ltd., China Energy Construction Group, Urumqi 830000, China;

3. Technology College Branch of State Grid Corporation of China, Jinan 250000, China)

Abstract: While pursuing profit maximization, the static aggregation of virtual power plants often ignores the important factor to be considered in the dynamic aggregation of virtual power plants, that is, the reliability of renewable energy power generation, which will lead to the low enthusiasm of power grid for its dispatching and the serious phenomenon of abandoning wind and solar. Aiming at the above problems, a dynamic aggregation method of virtual power plants considering the reliability of renewable energy is proposed. Based on the output model of renewable energy, the outage probability of components is used to correct the output model. Then, the different units are homogenized by confidence capacity, and the reliability evaluation model of virtual power plants is established considering confidence capacity. Furthermore, taking the reliability index as the objective function, the dynamic aggregation model of virtual power plants is constructed, so that the power grid can assign more power generation plans to it, and the improved light ray optimization based on grid free algorithm is used to solve the model. Finally, taking the load data in a region of Xinjiang as an example, the feasibility, high-efficiency and stability of the proposed method are verified by simulation, thus providing more accurate decision support for the optimal operation of virtual power plants.

Key words: renewable energy; virtual power plants; reliability; dynamic aggregation; uncertainty; improved light ray optimization based on grid free algorithm

(上接第50页 continued from page 50)

Non-intrusive load fluctuation detection based on voting variance

YANG Danxu, SONG Yaqi, YUE Jianren, LI Li

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071000, China)

Abstract: Aiming at the problems that the existing event detection methods miss the switching events of small power electrical equipment and inaccurately locate the occurrence time of events after turning on high power electrical equipment, a fluctuation detection method based on voting variance is proposed. This method locates the events through voting mechanism, which can improve the detection accuracy. Experimental results show that the proposed method is still robust when the aggregate power level changes, the load fluctuation range that can be detected is 40~2 000 W, the detection accuracy of the proposed method reaches about 95% through the selection of parameters, and the number of events whose start time can be accurately detected accounts for 95.30%.

Key words: non-intrusive load monitoring; fluctuation detection; missed detection; time location; voting variance

附录 A:

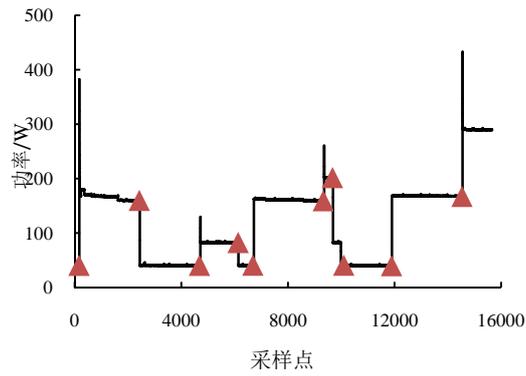


图 A1 原始功率水平检测结果

Fig.A1 Detection results of original power level

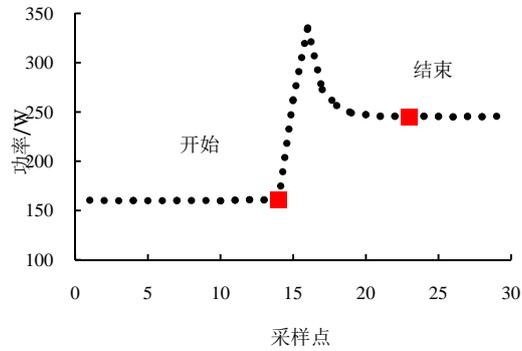


图 A2 单个事件过程示意

Fig.A2 Schematic diagram of single event process

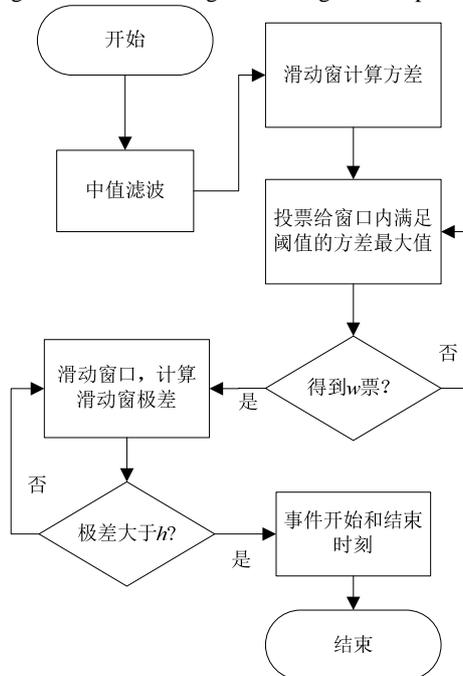
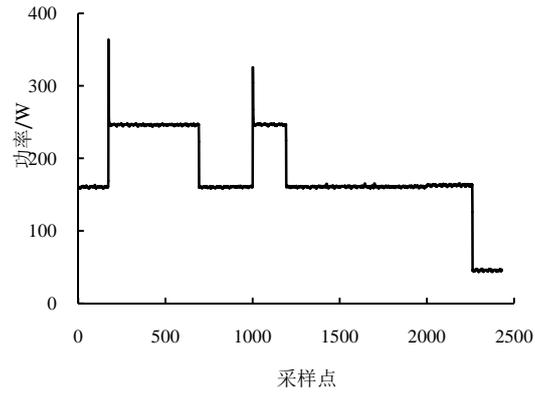
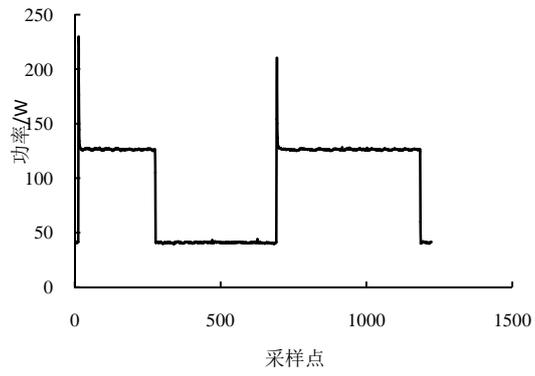


图 A3 投票方差方法检测流程图

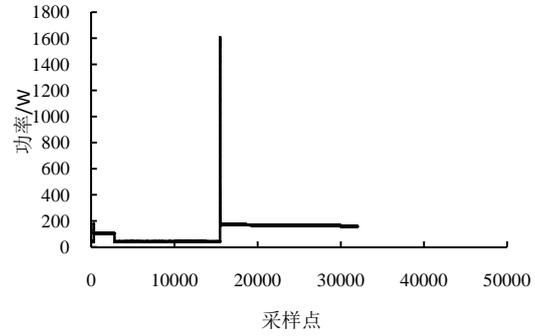
Fig.A3 Flowchart of voting variance method detection



(a) 功率序列 1



(b) 功率序列 2



(c) 功率序列 3

图 A4 聚合功率图

Fig.A4 Diagram of polymerization power

表 A1 序列 1 事件结束时间检测结果

Table A1 Detection results at end time of Sequence 1 event

事件	事件结束时间		
	本文方法 检测时间	经典滑动窗方法 检测时间	实际时间
1	160	154	160
2	788	782	788
3	1 124	1 120	1 124
4	1 292	1 289	1 292
5	2 257	2 253	2 256

表 A2 序列 2 事件结束时间检测结果

Table A2 Detection results at end time of Sequence 2 event

事件	事件结束时间/		
	本文方法 检测时间	经典滑动窗方法 检测时间	实际时间
1	72	68	72
2	273	270	273
3	689	689	689
4	1 181	1 177	1 181

表 A3 序列 3 事件结束时间检测结果

Table A3 Detection results at end time of Sequence 3 event

事件	事件结束时间		
	本文方法 检测时间	经典滑动窗方法 检测时间	实际时间
1	2 621	2 617	2 621
2	4 780	4 778	4 778
3	17 801	17 798	17 800
4	35 512	35 507	35 512
5	46 757	46 755	46 757
6	47 039	47 039	47 039

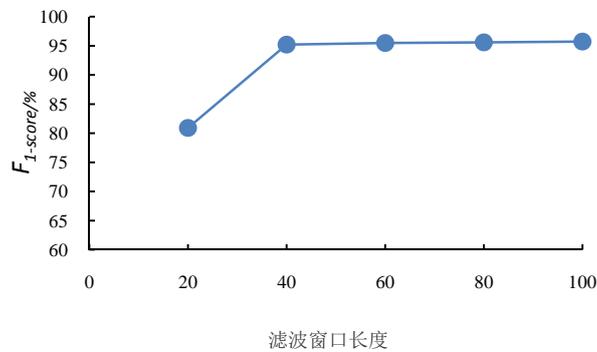


图 A5 m 对本文方法 $F_{1-score}$ 的影响

Fig.A5 Influence of m on $F_{1-score}$ of proposed method

表 A4 n 对本文方法 $F_{1\text{-score}}$ 的影响

Table A4 Influence of n on $F_{1\text{-score}}$ of proposed method

n	$F_{1\text{-score}}/\%$
20	96.34
40	95.72
60	95.04
80	94.60
100	94.19

表 A5 w 对本文方法 $F_{1\text{-score}}$ 的影响

Table A5 Influence of w on $F_{1\text{-score}}$ of proposed method

w	$F_{1\text{-score}}/\%$
20	95.18
40	95.40
60	95.72
80	94.90