

• 泛在电力物联网 •

DOI:10.15961/j.jsuese.201901079



本刊网刊

## 基于假设检验的快速事件检测算法

周步祥<sup>1</sup>, 黄河<sup>2</sup>, 刘治凡<sup>1</sup>, 魏金萧<sup>3</sup>, 张致强<sup>1</sup>

(1. 四川大学 电气工程学院, 四川 成都 610065; 2. 国网河南省电力公司郑州供电公司, 河南 郑州 450000;  
3. 四川电力设计咨询有限责任公司, 四川 成都 610041)

**摘要:**针对非侵入式负荷监测的传统方法存在实现复杂、难以实时计算、数据集需要反复训练阈值等弊端,提出了一种基于假设检验的快速事件检测算法,即复合假设检验算法。该算法先将智能电表采集到的总功率信号通过卡方拟合优度检验找出可能存在事件发生的时间点;然后,对前后两个窗口使用Z检验,只针对可疑点进行事件检验,进而由测试结果确定是否存在事件的发生,运算简单迅速。在BLUED数据集上进行了复合假设检验算法与标准卡方拟合优度检验方法的事件检测性能仿真对比实验。由实验结果可知:本文算法对不同基负载的检测结果具有稳定性与鲁棒性;本文算法在精确识别开关事件的同时,还能保证运算速度快速简洁的特点,提高了事件检测的识别精度,具有一定的应用价值和参考意义。

**关键词:**非侵入式事件检测;卡方拟合优度;Z检验;鲁棒性

中图分类号:TM763

文献标志码:A

文章编号:2096-3246(2020)04-0042-07

### Fast Event Detection Algorithm Based on Hypothesis Testing

ZHOU Buxiang<sup>1</sup>, HUANG He<sup>2</sup>, LIU Zhifan<sup>1</sup>, WEI Jinxiao<sup>3</sup>, ZHANG Zhiqiang<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Eng., Sichuan Univ., Chengdu 610065, China; 2. State Grid Henan Electric Power Co., Zhengzhou 450000, China;  
3. Sichuan Electric Power Design & Consulting Co., Ltd., Chengdu 610041, China)

**Abstract:** The traditional methods of non-intrusive load monitoring have the disadvantages of complicated implementation, difficulty of real-time computing, and repeated training requirement of the dataset threshold. In view of this, a fast event detection algorithm based on hypothesis testing, named compound hypothesis testing algorithm, was proposed in this paper. In the algorithm, the total power signal collected by intelligent electric meter was detected through Chi-square goodness-of-fit test to find out the time point at which events may occur. Then the Z test was used for the two time windows respectively, with the event inspection being conducted for suspects only. Based on the test results, the occurrence of events can be determined accordingly. The calculation was simple and fast. On the BLUED data set, the event detection performance of compound hypothesis testing algorithm and the standard Chi-square goodness-of-fit test method were simulated and compared. The experimental results showed that, the stability and the robustness of the compound hypothesis test algorithm for different base loads were verified. It is concluded that the method proposed in the paper can not only accurately identify the switch events, but also ensure the characteristics of fast and concise operation speed, thereby improving the recognition accuracy of event detection. Therefore, the proposed method has certain application value and reference significance.

**Key words:** non-intrusive event detection; Chi-square goodness of fit; Z-test; robustness

为适应全球能源需求的快速增长<sup>[1]</sup>,近年来世界各地的专家学者都在围绕能提高能源使用效率的方法和技术展开研究。在智能用电和节能环保领域中,任何合理有效的方法都必须建立在用电数据的采集

与用电行为分析的基础之上,而非侵入式负荷监测(non-intrusive load monitoring, NILM)技术正是目前热门的研究方向之一。采用非侵入式负荷监测方法,只需要在用户的电力入户处进行用电数据采集,通

收稿日期:2019-11-06

作者简介:周步祥(1965—),男,教授,博士。研究方向:电力系统电网规划、调度自动化及计算机信息处理。E-mail: hiway\_scu@126.com

网络出版时间:2020-07-13 11:58:14

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1773.TB.20200713.1012.001.html

过信号分析与处理进行负荷识别,即可实现对整个系统内部负荷的在线监测,最终获取整个用电网络内所有负荷的状态,该技术操作方便、成本低、效益高,也是用户和电力公司实现双向互动服务体系的重要环节之一<sup>[2-3]</sup>。

NILM包括4个步骤,分别是数据量测及预处理、事件检测、负荷特性提取、负荷识别,因此,精准地检测出开关事件才能为特性提取和负荷识别做好准备。为了提高NILM在事件检测方面的准确度,近年来国内外研究人员提出了很多改进方法。Hart<sup>[4]</sup>于20世纪90年代首次提出了监测能耗的方法,该方法完全依赖于消耗功率信号中出现的“跳跃”来检测事件,如果功率差异值超过了预先设立的阈值,那么功率变化就形成一个事件,该方法的精确度完全取决于阈值水平与边界间允许的持续时间,具有一定的局限性。肖江等<sup>[5]</sup>提出了一种基于贝叶斯信息准则的负荷事件检测方法,很好地解决了累计和算法(cumulative sum algorithm, CUSUM)中产生的漏检问题,但在训练模型时,增加参数数量,会增大数据量,导致过拟合现象。Zhu等<sup>[6]</sup>在CUSUM算法基础上引入bootstrap法,很大程度上降低了由于设置阈值不当而造成的影响。苗晟等<sup>[7]</sup>采用了小波变换技术,将负载开启事件产生的电流暂态信号分解为包括边缘值、过渡值和跳跃值的多层次信号,但是该方法并未涵盖用电设备关闭事件的情况,有待进一步完善和研究。Makonin等<sup>[8]</sup>研究了一种基于傅里叶变换的事件检测方法,该方法对周期信号的检测具有较强的识别能力,但其每次分析的时间周期长,且数据量较大。Berges等<sup>[9]</sup>使用了卡方拟合优度的检测方法,该方法在一定程度上使数据处理简化且性能改善良好,但存在对稳定功率较高时检测精度不够的缺点。Yang等<sup>[10]</sup>介绍了卡方拟合优度被广泛应用的原因是其原理简单且事件检测性能良好。Yang等<sup>[11]</sup>在拟合优度方法的基础上,利用K-means聚类分析进一步将开关配对算法的结果分组,该方法将事件检测、开关配对和K均值聚类相结合以确定电器的开机时间,对未来的实际应用具有一定指导意义。

针对以上存在的数据处理量大、涵盖面不全、鲁棒性等问题,本文提出了基于假设检验的快速事件检测算法。该算法在标准卡方拟合优度检验的基础上,将Z检验引入到算法中,克服了标准卡方拟合优度检验方法不具有鲁棒性的缺点。相比传统方法,该算法只针对可疑点进行事件检验,运算简单迅速。将该算法应用于公开的某家庭建筑内电力分解后的标签数据集(building-level fully-labeled dataset for electricity disaggregation, BLUED)测试,进一步验证算法

在提高开关事件识别精度上的实用性和有效性。

## 1 复合假设检验算法

### 1.1 标准卡方拟合优度与Z检验

拟合优度检验是检测事件的一种方法,与广义似然比检验的核心思想基本相同,均以假设作为检验的基础。假设的具体内容是:紧邻的两个窗口内部数据的分布类型是一致的,如果拒绝原假设<sup>[12]</sup>,则表明存在发生事件。标准卡方拟合优度方法作为NILM事件检测方法已经得到广泛应用,且具有简便和高性能特性。下面介绍标准卡方拟合优度基本原理和工作流程。

根据拟合优度检验方式检测事件时做出的假设,得到以下两种分布类型:一是,先验未知分布 $G(p)$ ,要求检验过程中涉及的样本均满足 $G(p)$ 分布,样本之间是相互独立的;二是, $F(p)$ 分布,要求假设中紧邻的两个窗口的数据均满足 $F(p)$ 分布。所以,上述两种分布类型能将拟合优度(goodness-of-fit, GOF)检验转化为二元假设检验问题,即:

$$\begin{cases} H_0 : G(p) = F(p), \\ H_1 : G(p) \neq F(p) \end{cases} \quad (1)$$

式中,二元假设分别为 $H_0$ 和 $H_1$ ,共同决定了GOF检验的最终结果。采用GOF检验方法检测事件的过程中,涉及的样本有两组:一是,参考数据集,是在事件尚未发生时收集的窗口数据集,其中,样本的分布类型为 $G(p)$ ;二是,测试数据集,是指准备检测时收集的窗口数据集,样本的分布类型为 $F(p)$ 。上述两组样本的分布是一致的,相互独立,且无法得知 $G(p)$ 和 $F(p)$ 的具体分布。通过判断式(1)中假设 $H_0$ 和 $H_1$ 是否拒绝,从而得出GOF检验结果,若对于假设 $H_0$ 是拒绝的,那么检测窗口中必然出现打开或关闭某个用电设备的情形。采用标准卡方拟合优度检验检测事件的公式如下:

$$l_{\text{GOF}} = \sum_{i=1}^N \frac{(q_i - p_i)^2}{p_i} \quad (2)$$

式中: $l_{\text{GOF}}$ 为拟合优度的计算值; $p_i$ 为 $G(p)$ 分布的样本; $q_i$ 为 $F(p)$ 分布的样本; $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $N$ 为样本数量。

在检验过程中,若检测数据集的分布类型与上述假设的分布类型一致,判断对于假设 $H_0$ 是否拒绝的条件如下:

$$l_{\text{GOF}} > \chi_{\alpha, n-1}^2 \quad (3)$$

式中, $\chi_{\alpha, n-1}^2$ 为决策阈值。置信区间为 $100(1-\alpha)\%$ ,自由度为 $n-1$ ,该决策阈值可以根据窗口宽度 $n$ 和显著性水平 $\alpha$ 查表得到。选择合适的窗口宽度应遵循:

$$n_0 < n < n_1 \quad (4)$$

式中:  $n_0$  为窗口宽度的最小值,  $n_0$  的选取方法参见文献[13–14]; 检测窗口宽度的最大值  $n_1$  由用电设备状态转变的最大长度决定。由此可以看出, 窗口宽度确定后, 不需要重复训练数据以得到合适的决策阈值, 这是拟合优度方法的一个优势。标准卡方拟合优度事件检测的具体步骤如图1所示。

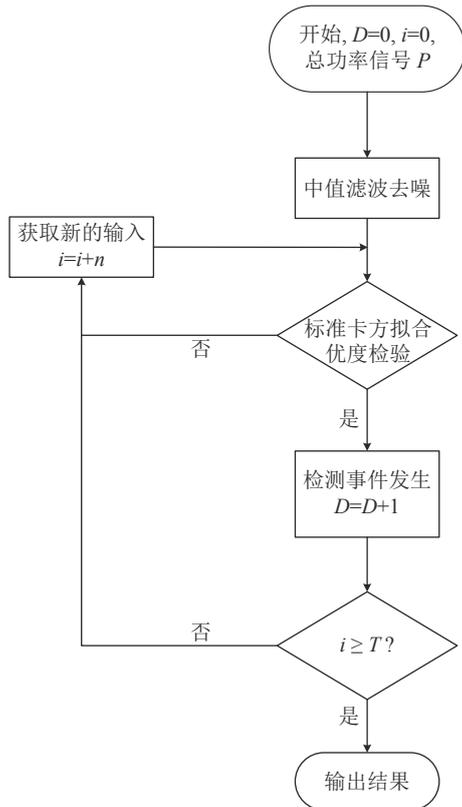


图1 采用标准卡方拟合优度检验检测事件的步骤示意图  
Fig. 1 Stepwise sketch of detecting events using standard Chi-square goodness-of-fit test

对事件发生差异的概率进行推断的方式是Z检验, 其理论依据是标准正态分布的相关知识, 计算两组样本数据的平均值, 比较判断两组样本差异是否明显, 具体包含以下3个步骤:

1) 假定两组样本内部包含数据的平均值是相等的, 即  $H_0: \mu_1 = \mu_2$ , 则该假设被称为虚无假设。

2) 根据  $Z = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{O_1} + \frac{S_2^2}{O_2}}}$  求出统计量Z的计算值。该

式中,  $\bar{X}_1$ 、 $S_1$ 、 $O_1$  分别为样本1的平均数、标准差、容量,  $\bar{X}_2$ 、 $S_2$ 、 $O_2$  分别为样本2的平均数、标准差、容量。

3) 通过判断|Z|处于何种区间并结合P值的大小, 获得事件发生的概率, 以判断两组样本差异是否明显, P和|Z|的关系如表1所示。其中, P为在一个概率模型中统计摘要(如两组样本的均值差)与实际观测数据相同或者更大时这一事件发生的概率, 其计算方法见文献[15]。

表1 |Z|值与P值关系

Tab. 1 Relationship of  Z  values and P values		
Z	P	两组样本的差异是否明显
(2.58, +∞)	[0, 0.01]	特别明显
[1.96, 2.58]	[0.01, 0.05]	明显
[0, 1.96)	(0.05, 1]	不明显

4) 将上述步骤和事件相结合, 得出最终的结论。

## 1.2 复合假设检验算法

尽管标准卡方拟合优度检验有自身的优势, 但其在稳定性上存在一定问题。根据式(2)、(3)可知: 如果阈值不变, 功率信号的原值与变化值的差值不同, 事件发生的概率也不同; 如果功率信号存在过大的基负荷, 会使计算出的拟合优度值较小, 故功率仅发生微小变化的事件很难检测出来, 则不能采用标准卡方拟合优度检验, 即在基功率较高时标准卡方拟合优度事件检测方法不具有鲁棒性, 需要进一步改善。为了改进上述问题, 本文在计算完拟合优度后, 针对可能发生事件样本点的前后数据选取两个样本窗, 并对这两个窗口都进行Z检验, 通过两个窗口样本相关性的显著度进一步判断该点是否存在开关事件。这样就是复合假设检验, 其对是否发生事件进行了两次判断, 可以进一步提高事件检测的精确度。

复合假设检验算法的检验过程的思路如下: 一是, 在事件检测窗内, 根据  $l_k = \frac{(P_{k+1} - P_k)^2}{P_k}$  求得所有样本点的GOF检验值, 其中  $l_k$  为一段样本区间内某点的拟合优度值; 二是, 计算样本窗内所有样本点的拟合优度值, 若某一样本点的数值最大, 则该样本点与相邻样本点相比, 拟合优度值存在较大的差异, 即该样本点有可能为出现开关事件的点。三是, 以该样本点为基点, 前后各取一个长度为  $\omega$  的样本窗, 即为样本  $y_1$ 、 $y_2$ , 对两个样本进行Z检验, 判断差异性后得出检验结果。

采用复合假设检验算法的检验过程中, 4个参数构成参数空间, 具体包括事件检测窗宽度  $n$ 、中值滤波窗宽度  $m$ 、Z检验样本窗宽度  $\omega$ 、决策阈值  $l$ , 参数大小可调节。参数的设置是精准识别开关事件的关键。事件检测窗的选择主要由采样频率确定, 并根据实际情况运用经验法进行调整。中值滤波窗宽度  $m$  先取为30, 可逐渐增大直至滤波效果满意为止。由于Z检验一般适用于大容量(即容量大于30)样本, 本文将Z检验样本窗宽度  $\omega$  设置为40。

详细的检验过程包含以下9个步骤, 如图2所示。

1) 通过中值滤波器处理总功率信号, 去除信号的尖锐值, 使检测结果更精确。

2) 输入步骤1)得到的总功率信号, 利用复合假设检验算法进行检验, 求出内部所有样本的拟合优度值  $l_n$ 。

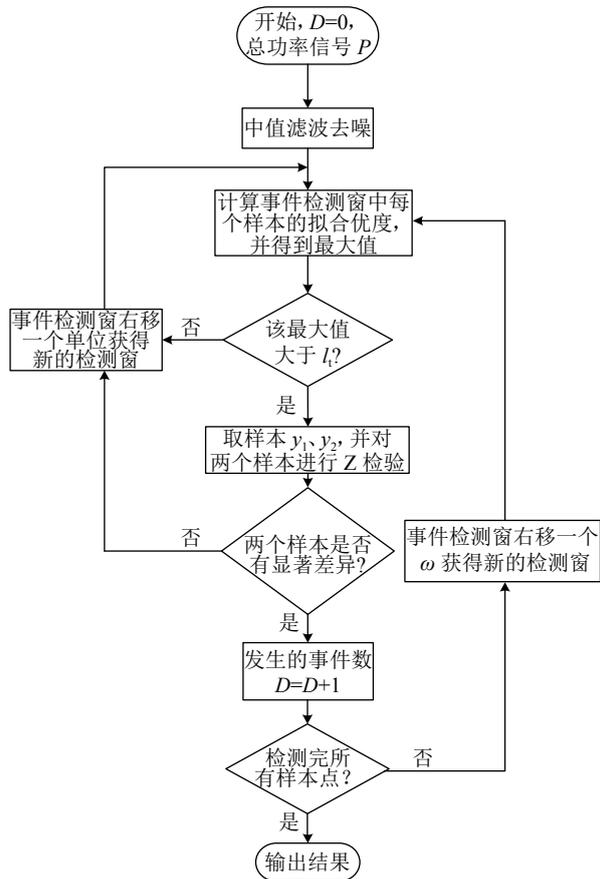


图2 复合假设检验流程图

Fig. 2 Flow chart of compound hypothesis test

3) 在事件检测窗中, 找出  $l_k$  值最大的样本, 将该  $l_k$  值与  $l_t$  进行比较。如果  $l_k$  小于  $l_t$ , 则转到步骤4); 如果  $l_k$  大于  $l_t$ , 则转到步骤5)。

4) 在事件检测窗中, 将所有样本点向右移动一个单位, 获得的事件检测窗与移动前不同。

5) 将步骤3) 的可疑样本点作为基点, 前后各取一个宽度为  $\omega$  的样本窗, 即为样本  $y_1, y_2$ 。

6) 对步骤5) 中的两个样本进行 Z 检验, 判断两个样本是否有显著差异, 若有显著差异, 则说明该点为事件发生点。且取功率信号中发生的事件数量  $D = D + 1$ 。若无显著差异则执行步骤4)。

7) 判定所有功率信号是否得到检测, 如果是则执行步骤9), 否则返回执行步骤8)。

8) 将事件检测窗右移一个  $\omega$  获得新的检测窗。

9) 待输入信号全部检测完毕后, 得到事件检测的总数目  $D$ , 并将其输出。

## 2 实验仿真与应用

卡内基梅隆大学的 Anderson 和 Ocneanu 等<sup>[16]</sup> 构建了 BLUED 数据集, 其不仅包含一个美国家庭在大约 8 d 时间内的家庭用电数据, 还包括家用电器每次改变状态 (如微波炉、热水壶等电器打开) 的事件列表。该

数据集主要用于评估基于事件 NILM 方法的效果, 在非侵入式负荷监测领域属于较为常用的数据集。为了验证提出的复合假设检验算法的检测性能, 本节将分别使用标准卡方拟合优度检验算法与复合假设检验算法对数据集中 A 相和 B 相功率信号进行实例仿真, A 相和 B 相功率信号的稳态值均比 1 500 W 低, 其中, B 相功率信号相对较高。

### 2.1 A 相功率信号的实例验证

仿真实验在 Inter-i5-4460 CPU、3.2 GHz 内存、8 GB RAM 的电脑上使用 MATLAB 2013a 编程软件分析。

A 相功率信号的稳定功率较低。在标准卡方拟合优度方法中, 中值滤波窗宽度  $m = 30$ , 事件检测窗口宽度  $n = 40$ , 显著性水平  $\alpha = 0.05$ , 查表可得  $\chi_{0.05, 39}^2 = 54.572$ 。依据第 1.1 节所述方法, 采用标准卡方拟合优度检验算法得到标记了事件的事件 A 相功率信号, 如图 3 所示, 其中, 检测到的事件用矩形表示, 漏检事件用三角形表示。每个样本点的  $l_{\text{GOF}}$  值 (实线) 和阈值  $\chi_{0.05, 39}^2$  (虚线) 对比结果, 如图 4 所示。

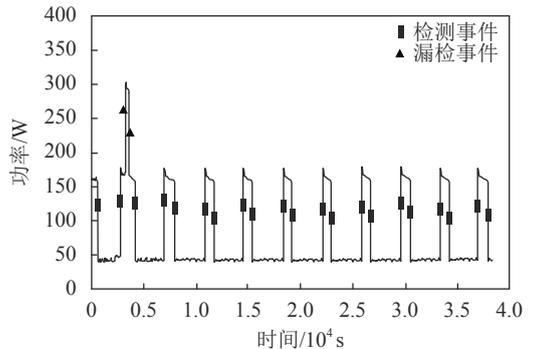
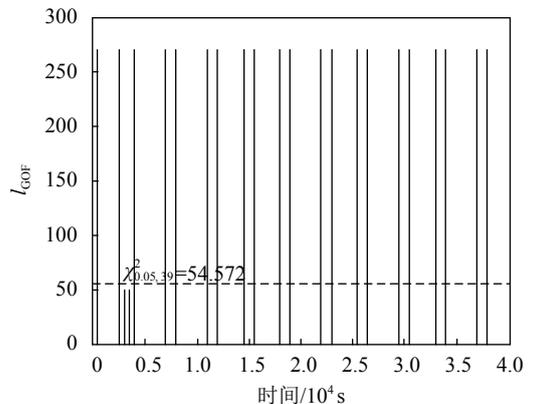


图3 采用标准卡方拟合优度算法得到标记了事件的事件 A 相功率信号

Fig. 3 Power signal wave of A-phase marked with events testing by standard Chi-square goodness-of-fit algorithm

图4 采用标准卡方拟合优度算法得到的  $l_{\text{GOF}}$  与  $\chi_{0.05, 39}^2$  对比  
Fig. 4 Contrast of  $l_{\text{GOF}}$  and  $\chi_{0.05, 39}^2$  testing by standard Chi-square goodness-of-fit algorithm

由图3、4可以看出,标准卡方拟合优度算法在稳定功率较低时效果尚可,存在漏检事件,主要是因为设备的开关使功率信号波动,引起基功率变大,从而相应点的 $l_{\text{GOF}}$ 值小于阈值 $\chi_{0.05,39}^2$ ,导致了漏检。

复合假设检验算法中,中值滤波窗宽度 $m=30$ ,事件检测窗口宽度 $n=40$ ,Z检验样本窗宽度 $\omega=40$ ,功率波动阈值 $l_i$ 查表可得。依据第1.2节所述方法,采用复合假设算法得到标记了事件的A相功率信号,如图5所示。由图5可知,此时无漏检事件发生。

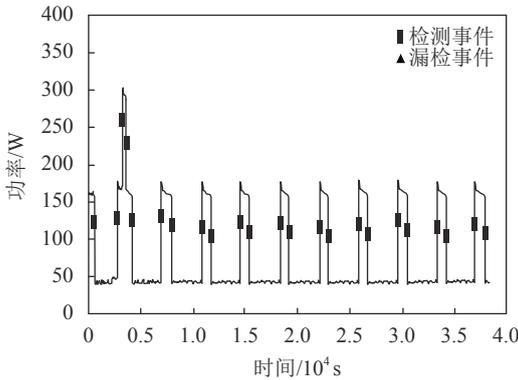


图5 采用复合假设检验算法得到标记了事件的A相功率信号  
Fig. 5 Power signal wave of A-phase power marked with events testing by compound hypothesis test algorithm

## 2.2 B相功率信号的实例验证

B相功率信号相对较高。标准卡方拟合优度方法的参数设定与第2.1节相同。采用标准卡方拟合优度检验算法得到标记了事件的B相功率信号,如图6所示。表2给出了与之对应的每个样本点的 $l_{\text{GOF}}$ 值,其中,编号为事件发生的位置的编号。

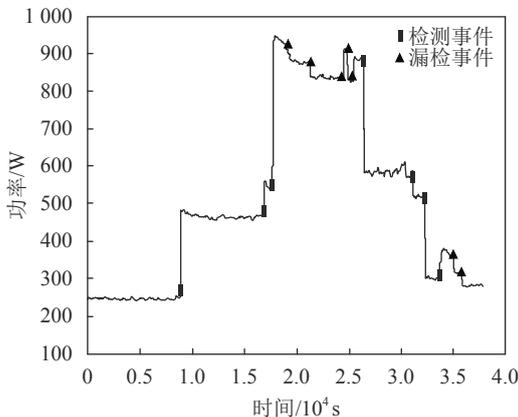


图6 采用标准卡方拟合优度算法得到标记了事件的B相功率信号

Fig. 6 Power signal wave of B-phase marked with events testing by standard Chi-square goodness-of-fit algorithm

从图6、表2可以看出,对于检测稳态功率较高的B相功率,标准卡方拟合优度算法的漏检现象很严重,故该算法不具有鲁棒性。

表2 采用标准卡方拟合优度算法得到B相功率信号事件的 $l_{\text{GOF}}$

Tab. 2  $l_{\text{GOF}}$  of B-phase power signal event detection testing by standard Chi-square goodness-of-fit algorithm

编号	$l_{\text{GOF}}$	编号	$l_{\text{GOF}}$
1	500	8	43
2	420	9	440
3	500	10	270
4	41	11	500
5	39	12	480
6	44	13	42
7	44	14	42

复合假设检验算法的参数设定与第2.1节相同,功率波动阈值 $l_i$ 查表可得。采用复合假设算法得到的标记了事件的B相功率信号,如图7所示。

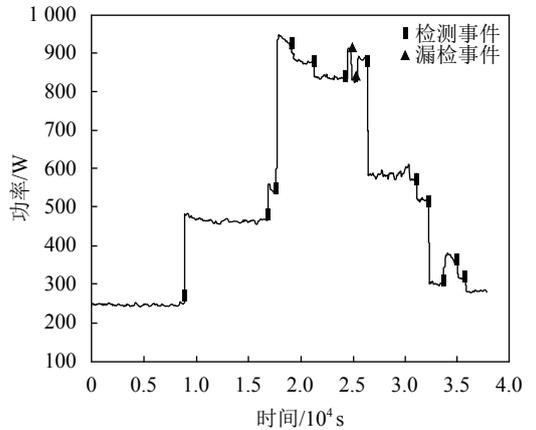


图7 采用复合假设检验算法得到标记了事件的B相功率信号

Fig. 7 Power signal wave of B-phase power signal diagram marked events composite hypothesis testing algorithm

对比图6、7可以看出,对于稳态功率较高的B相功率,复合假设检验算法依旧可以取得很好的检测效果,比标准卡方拟合优度算法更具有鲁棒性。其中,漏检两次事件的原因可能与Z检验样本窗 $\omega$ 设定值有关。如果要获得更精准的识别度,则需要对 $\omega$ 进行多次取值测试以找到最合适的取值。

## 2.3 事件检测的鲁棒性分析

为了验证方法改进前后的鲁棒性,参照文献[17]的评估指标,采用特征度量值 $F$ 来具体衡量标准卡方拟合优度方法与复合假设检验算法的鲁棒性。特征度量值 $F$ 是精确度 $A$ 和查全率 $R$ 的调和平均值,计算公式如下:

$$F = 2 \cdot \frac{A \cdot R}{A + R} \quad (5)$$

$$A = \frac{T_{\text{TP}}}{T_{\text{TP}} + T_{\text{FP}}} \quad (6)$$

$$R = \frac{T_{TP}}{T_{TP} + T_{FN}} \quad (7)$$

式(5)~(7)中,  $T_{TP}$ 为准确检测到的事件数,  $T_{FP}$ 为错误检测到的事件数,  $T_{FN}$ 为未检测到的事件数。

对BLUED数据集的功率信号添加不同的基负载,分别采用复合假设检验算法和标准卡方拟合优度方法进行事件检测,依据检测结果计算得到鲁棒性的特征度量值 $F$ 的实际变化情况,如表3所示。

表3 复合假设检验算法和标准卡方拟合优度检验算法在添加了不同基负载后对应的 $F$ 值

Tab. 3 Corresponding  $F$  values of compound hypothesis testing algorithm and standard Chi-square goodness-of-fit test algorithm after adding different base loads

功率信号添加的基负载/W	A相度量值 $F$ /%		B相度量值 $F$ /%	
	复合假设检验算法	标准卡方检验算法	复合假设检验算法	标准卡方检验算法
0	98	98	80	81
1 000	98	98	80	75
2 000	98	98	80	65

从表3数据可知:对于改进后的复合假设检验算法,当功率信号添加的基负载为0时,A相的度量值 $F$ 高达98%,B相则为80%;随着功率信号基负载不断升高,特征度量值 $F$ 保持不变,表明复合假设检验算法对不同基负载的检测结果具有鲁棒性。然而,标准卡方拟合优度方法随着添加的基负载不断升高,特征度量值 $F$ 均呈下降趋势,表明该方法的事件检测结果不稳定,不具有鲁棒性。

### 3 结论

本文提出了一种快速事件检测算法,即复合假设检验算法,该算法在标准卡方拟合优度检验方法的基础上,结合Z假设检验,只针对可疑点进行事件检验,运算简单迅速。

经过在公开数据集BLUED上的实验仿真验证,所提复合假设检验算法在事件检测的识别精确度方面具有一定优越性。在鲁棒性方面,该方法在稳态功率较高时依旧可以保持较高的识别精度,克服了标准卡方拟合优度方法不具有鲁棒性的缺点。在下一步的研究中,可以通过训练数据获得更合适的参数以提高事件识别率;也可以将该算法与负载分类、跟踪提取有用特征信息等方向相结合,发挥更大的作用。

#### 参考文献:

[1] 王佳丽.世界能源未来何去何从?——2018全球主要能源展望报告分析[J].能源,2018(9):92-96.

[2] Huang Li,Wei Zhinong,Wei Yanfang,et al.A survey on interactive system and operation patterns of intelligent power utilization[J].Power System Technology,2013,37(8):2230-2237.[黄莉,卫志农,韦延方,等.智能用电互动体系和运营模式研究[J].电网技术,2013,37(8):2230-2237.]

[3] Xu Jianjun,Wang Bao'e,Yan Limei,et al.The strategy of the smart home energy optimization control of the hybrid energy coordinated control[J].Transactions of China Electrotechnical Society,2017,32(12):214-223.[徐建军,王保娥,闫丽梅,等.混合能源协同控制的智能家庭能源优化控制策略[J].电工技术学报,2017,32(12):214-223.]

[4] Hart G W.Nonintrusive appliance load monitoring[J].Proceedings of the IEEE,1992,80(12):1870-1891.

[5] Xiao Jiang,François Auger,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.[肖江,François 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.]

[6] Zhu Zhicheng,Wei Zhiqiang,Yin Bo,et al.A novel approach for event detection in non-intrusive load monitoring[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2).Beijing:IEEE,2017:1-5.

[7] Miao Sheng,Wang Weilian,Yao Shaowen.Historic development of HTT and its applications[J].Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2014,28(8):812-818.[苗晟,王威廉,姚绍文.Hilbert-Huang变换发展历程及其应用[J].电子测量与仪器学报,2014,28(8):812-818.]

[8] Makonin S,Popowich F.Nonintrusive load monitoring (NILM) performance evaluation[J].Energy Efficiency,2015,8(4):809-814.

[9] Berges M,Goldman E,Matthews H S,et al.Learning systems for electric consumption of buildings[C]//Proceedings of the 2009 ASCE International Workshop on Computing in Civil Engineering.Austin:ASCE,2009:1-10.

[10] Yang C C,Soh C S,Yap V V.Comparative study of event detection methods for non-intrusive appliance load monitoring[J].Energy Procedia,2014,61:1840-1843.

[11] 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.

[12] Jin Yuanwei,Tebekaemi E,Berges M,et al.A time-frequency approach for event detection in non-intrusive load monitoring[C]//Proceedings Signal Processing,Sensor Fu-

- sion, and Target Recognition XX. *Orlando SPIE*, 2011, 8050: 80501U.
- [13] Qi Minyong, Dong Jinxin. Test suite for sequence equal probability based on Chi square goodness of fit test[J]. *Computer Engineering and Design*, 2012, 33(5): 1757–1760. [齐民勇, 董金新. 基于卡方拟合优度检验的序列等概率测试组[J]. *计算机工程与设计*, 2012, 33(5): 1757–1760.]
- [14] Jin Yuanwei, Tebekaemi E, Berges M, et al. Robust adaptive event detection in non-intrusive load monitoring for energy aware smart facilities[C]//Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). *Prague: IEEE*, 2011: 4340–4343.
- [15] 樊冬梅. 假设检验中的P值[J]. *郑州经济管理干部学院学报*, 2002, 17(4): 70–71.
- [16] Anderson K, Ocneanu A, Benitez D, et al. Blued: 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. *Beijing: SustKDD*, 2012: 1–5.
- [17] Xie Zhengyan. Study of event detection methods for non-intrusive load[D]. *Beijing: North China Electric Power University*, 2018. [谢政艳. 非侵入式负荷监测的事件检测方法研究[D]. *北京: 华北电力大学*, 2018.]

(编辑 赵 婧)

引用格式: Zhou Buxiang, Huang He, Liu Zhifan, et al. Fast event detection algorithm based on hypothesis testing[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2020, 52(4): 42–48. [周步祥, 黄河, 刘治凡, 等. 基于假设检验的快速事件检测算法[J]. *工程科学与技术*, 2020, 52(4): 42–48.]