

DOI: 10.7667/PSPC171639

## 基于贝叶斯信息准则的非侵入式负荷事件检测算法

肖江<sup>1,2</sup>, François AUGER<sup>2</sup>, 荆朝霞<sup>1</sup>, Sarra HOUIDI<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640; 2. 法国南特大学, 南特 44600)

**摘要:** 用户负荷数据监测是实现需求侧管理的基础, 非侵入式负荷监测技术是负荷监测的重要发展方向, 而事件检测是非侵入式负荷监测中的一个关键环节。对适用于模型选取问题的贝叶斯信息准则进行建模, 将贝叶斯信息准则首次运用到事件检测当中, 利用快速事件检测算法降低贝叶斯信息准则检测算法的误检率, 并能解决 CUSUM 算法中产生的漏检问题。最后采用真实数据集进行测试。实验结果表明, 相比于 CUSUM 算法, 基于贝叶斯信息准则的事件检测算法能达到更好的检测准确性, 并且能明显提高计算运行的速度。

**关键词:** 贝叶斯信息准则; 累积和; 非侵入式负荷监测; 事件检测

### Non-intrusive load event detection algorithm based on Bayesian information criterion

XIAO Jiang<sup>1,2</sup>, François AUGER<sup>2</sup>, JING Zhaoxia<sup>1</sup>, Sarra HOUIDI<sup>2</sup>

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Université de Nantes, Nantes 44600, France)

**Abstract:** User load data monitoring is the basis of demand side management. Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) is an important development direction of load monitoring, and event detection is a key point in NILM. In this paper, the Bayesian information criterion which is suitable for the model selection problem is modeled and applied to event detection for the first time. Fast event detection algorithm is used to reduce the false alarm rate of event detection algorithm based on Bayesian information criterion, which can solve the problem of missing detection point in CUSUM algorithm. Finally, a real data set is used for testing. The experimental results show that compared with CUSUM algorithm, the event detection algorithm based on Bayesian information criterion can achieve better detection accuracy and can significantly improve the speed of computation.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51437006) and Ministry of Higher Education and Scientific Research of Tunisia.

**Key words:** Bayesian information criterion; cumulative sum; non-intrusive load monitoring; event detection

## 0 引言

需求侧管理是智能电网建设的重要内容, 而对用户负荷数据的有效监测是实现需求侧管理的基本条件<sup>[1-3]</sup>。居民负荷监测是需求侧管理的重要部分, 负荷监测方法可以分为侵入式和非侵入式两大类。侵入式负荷监测方法需要在用户的各用电设备上安装传感器记录其使用情况, 可以准确可靠地监测每个电器的运行状况, 但成本较高, 用户接受程度较低<sup>[4]</sup>。上世纪 80 年代, Hart 教授提出了非侵入式

负荷监测(Non-Intrusive Load Monitoring, NILM)<sup>[5]</sup>, 只需提取用户电力入口处的总负荷信息, 通过负荷分解获得各用电设备的信息, 相对侵入式方法, 实施简单, 成本低。

NILM 可分为 4 个步骤: 1) 数据量测与数据预处理, 包括数据归一化, 滤波等; 2) 事件检测, 即监测是否有负荷状态发生改变, 如用电设备的开启和关断等, 当检测到有事件发生则继续下一步, 若没有则继续监测直到有事件发生; 3) 在已检测到有事件发生的条件下对采集到的电量信息进行负荷特性的提取; 4) 依据提取的负荷特性与负荷特性数据库进行负荷识别, 最后识别出负荷类型及其改变的状态<sup>[6-7]</sup>。

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51437006); 突尼斯高等教育与科学研究部项目资助

事件检测在 NILM 中起到至关重要的作用, 从而可以得知用电设备运行状态的变化情况, 由此再进行负荷特征提取<sup>[4,8]</sup>。检测方法可归纳为规则判断和变点检测法两类。规则判断即根据一定的规则对信号变化进行判断, 关键是规则的确定。Hart 将功率曲线分割为稳定段和过渡段, 判定介于两个稳定段之间的过渡段即发生了事件<sup>[5]</sup>。文献[9-10]根据相邻时间窗口内的负荷变化进行判断, 而文献[11-12]直接根据相邻检测点之间的功率变化进行判断。

变点检测法检测一个序列中元素的分布或分布参数中某个变化发生的时刻, 本质上为一种统计学判断假设的问题。由于负荷事件有着多样性和差异性的特点, 变点检测法相对规则判断法有更好的抗扰动性<sup>[13]</sup>。文献[14]通过对预事件窗口和检测窗口进行拟合优度(goodness-of-fit)的假设检验来检测事件, 文献[15]则通过广义似然比(generalized likelihood ratio)来检测事件。累积和(cumulative sum, CUSUM)算法是统计过程中常用的算法<sup>[16]</sup>, 利用的是序贯概率比检验的理论, 文献[17]将其运用于非侵入式负荷分解的事件检测中。文献[18]提出了一种基于滑动窗的双边累积和事件检测算法, 可以检测到负荷开关事件等引起的暂态过程、发生时刻等重要信息。

贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)是统计学中的模型选择标准<sup>[19-20]</sup>, Chen 和 Gopalakrishnan 提出了基于贝叶斯信息准则的最大似然法用于语音识别, 具有良好的性能<sup>[21]</sup>。在非侵入式负荷事件检测中, 需要检测到有功无功等的变化点, 可将 BIC 作为一种变点检测算法, 通过假设检验的方法检测可能的变点。

本文首次将贝叶斯信息准则这一思想用于非侵入式负荷事件检测中, 对基于贝叶斯信息准则的事件检测算法进行建模, 并选取两种算法评价方法对算法性能进行判别。最后利用 REDD(Reference Energy Disaggregation Data set)公开数据集的真实数据对 CUSUM 算法和本文提出的基于 BIC 的事件检测算法的阈值敏感度和窗口敏感度进行了讨论, 并综合对比两种算法的优劣。

## 1 基于贝叶斯信息准则的事件检测算法

### 1.1 贝叶斯信息准则简介

贝叶斯信息准则起源于贝叶斯理论, 主要用于模型选取问题, 在模型复杂性和模型对数数据集的描述能力两者之间寻求最佳平衡。令  $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_N\}$  为数据集,  $M$  为待选择的参数模型, 要使得最大似然函数  $L(\mathbf{x}, M)$  最大化, 模型  $M$  的 BIC 可定义为

$$BIC(M) = \log L(\mathbf{x}, M) - \lambda \frac{m}{2} \log N \quad (1)$$

式(1)的第一部分表示了模型和数据之间的匹配质量, 第二部分是模型复杂度的惩罚因素,  $\lambda$  表示惩罚因子, 可根据不同的模型选择情况进行设置,  $m$  表示参数的数量。

BIC 可在同一数据的多种模型中选择出一个模型, 并且该模型匹配数据的同时保持较低的复杂度。

### 1.2 基于贝叶斯信息准则的事件检测算法

在基于贝叶斯信息准则的非侵入式负荷事件检测中, 令  $\mathbf{x}$  为待检测信号且服从高斯过程,  $\mathbf{x} \in R^d$ ,  $d$  为信号空间维度。定义两种模型: 不含变点的同一概率模型  $M_0(H_0)$  和信号中含有变点的模型  $M_1(H_1)$ , 这与两种假设  $H_0$  和  $H_1$  刚好匹配。假定在时间  $i$  发生了变化事件, 则不含变点的模型与含有变点的模型分别为式(2)和式(3)。

$$M_0(H_0): x_1, \dots, x_N \sim N(\mu, \Sigma) \quad (2)$$

$$M_1(H_1): x_1, \dots, x_{i-1} \sim N(\mu_1, \Sigma_1); x_i, \dots, x_N \sim N(\mu_2, \Sigma_2) \quad (3)$$

$$\mu = \bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_j \quad (4)$$

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_j - \bar{\mathbf{x}})(x_j - \bar{\mathbf{x}})' \quad (5)$$

两种假设  $H_0$  和  $H_1$  的最大似然比定义为

$$R(i) = N \log |\Sigma| - N_1 \log |\Sigma_1| - N_2 \log |\Sigma_2| \quad (6)$$

式(2)一式(6)中:  $\Sigma$ 、 $\Sigma_1$  and  $\Sigma_2$  分别表示数据  $\{x_1, \dots, x_N\}$ 、 $\{x_1, \dots, x_i\}$  和  $\{x_{i+1}, \dots, x_N\}$  的协方差矩阵;  $N$ 、 $N_1$  和  $N_2$  表示  $\{x_1, \dots, x_N\}$ 、 $\{x_1, \dots, x_i\}$  和  $\{x_{i+1}, \dots, x_N\}$  的数据个数。

BIC 值定义为

$$BIC(i) = R(i) - \lambda P \quad (7)$$

$P$  与所选假设的参数数量的差异成正比, 在协方差矩阵中,  $P$  为

$$P = \frac{1}{2} (d + \frac{1}{2} d(d+1)) \log N \quad (8)$$

定义判决条件为

$$\{\max(BIC(i))\} > h \quad (9)$$

即当待检测信号窗口中 BIC 的最大值大于设定的阈值  $h$  时, 假设  $H_1$  成立。

根据最大似然估计法, 可得到变点为

$$t_{\text{estimate}} = \arg \max_i BIC(i) \quad (10)$$

由于非侵入式负荷监测中有大量的负荷事件, 需要设定检测的窗口来确定该窗口内是否含有事件。因此, 基于 BIC 的事件检测算法需要设定检测窗口的大小和阈值。在本文中惩罚因子  $\lambda$  与  $P$  前半

部分的乘积选为理论值 1，实际上，这个乘积也可视为是一种阈值，由于本文已设定了 BIC 最大值的阈值，故将这部分乘积选为理论值。

基于 BIC 的事件检测算法的窗口可用两种选择方法：固定窗口法和变动窗口法。固定窗口法选定窗口大小为  $N_{\min}$ ，窗口内 BIC 的最大值大于阈值时，即检测到事件，此步骤结束后将窗口滑动到下一个检测区间。对变动窗口法，首先设定初始窗口大小为  $N_{\min}$ ，当未检测到事件时，窗口增加  $\Delta N_{\text{grow}}$ ，直到窗口长度达到最大窗口  $N_{\max}$  或检测到事件时为止；当窗口内未检测到事件并达到最大窗口  $N_{\max}$  时，检测起始点滑动  $\Delta N_{\text{shift}}$  并保持当前窗口长度。当检测到事件时，从检测到事件点为新的起始点，并恢复窗口大小为  $N_{\min}$ 。

在实际计算时，基于 BIC 的事件检测算法增加真实事件检测数目的同时，也带来了一定的误检测事件。为此，本文引入文献[12]中的快速事件检测算法(Fast Event Detection Method)，利用相邻检测点之间的差值变化对 BIC 检测算法检测出来的事件进行二次判别。当基于 BIC 的事件检测算法检测到在  $i$  点发生了事件时，两个相邻测量点之间的差值变化记为

$$\delta(i) = |x(i) - x(i-1)| \quad (11)$$

$$\delta(i-1) = |x(i-1) - x(i-2)| \quad (12)$$

$$r_i = |\delta(i) - \delta(i-1)| \quad (13)$$

为了避免噪声的干扰，用  $R_i$  来综合变化量。

$$R_i = r_i + r_{i-1} + r_{i-2} \quad (14)$$

当  $R_i$  大于一定的阈值时，才判定基于 BIC 的事件检测算法检测出来的事件为真事件。该方法易操作且费时少，能有效减少基于 BIC 的事件检测算法的误检测事件。本文中定义未采用快速事件检测进行二次判别的 BIC 算法为原始 BIC 算法；定义采用快速事件检测进行二次判别的 BIC 算法为快速事件检测修正的 BIC 算法，简称修正 BIC 算法。

## 2 算法评价方法

负荷事件检测实质上是二元分类问题，也就是输出结果只有两种类别的模型，阳性和阴性。如表 1 所示，可将检测事件分为 4 类：真阳性(True Positive, TP)，判定为有事件发生，实际上也有事件发生；伪阳性(False Positive, FP)，判定为有事件发生，实际上没有事件发生；真阴性(True Negative, TN)，判定为没有事件发生，实际上也没有事件发生；伪阴性(False Negative, FN)，判定为没有事件发生，实际上有事件发生。混淆矩阵是评估分类器可

信度的一个基本工具<sup>[22]</sup>。

表 1 混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix

		真实值	
		真	假
预测值	真	TP	FP
	假	FN	TN

在混淆矩阵的基础上可以推导出多个分类器的评价指标。真阳性率(True Positive Rate, TPR)：在所有实际为阳性的样本中，被正确地判断为阳性之比率，也称为查全率。伪阳性率(False Positive Rate, FPR)：在所有实际为阴性的样本中，被错误地判断为阳性之比率，也称为虚报率。

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \in [0,1] \quad (15)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \in [0,1] \quad (16)$$

统计学上通常使用受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve, ROC)来比较判别结果，完美的检测结果为 TPR 为 1，FPR 为 0，即 ROC 曲线中的(0, 1)点<sup>[15,22]</sup>。越靠近(0, 1)点，检测性越佳。(FPR, TPR)与点(0, 1)之间的距离用  $\psi$  来表示。

$$\psi = \arg \min \|(0,1) - (FPR, TPR)\|^2 = \arg \min FPR^2 + TPR^2 - 2TPR + 1 \quad (17)$$

由于家用电器通常的工作时间比其不工作时间要短很多，考虑到这一实际情况，TN 要远远大于 FP，因此 FPR 将趋近于 0。

$$\psi = \arg \min F_{\text{TPR}} \quad (18)$$

$$F_{\text{TPR}} = TPR^2 - 2TPR + 1 \quad (19)$$

根据表 1 还可以给出一系列评估指标，Hana 等人<sup>[23]</sup>提出了名为 F-Measure( $F_M$ )的事件检测标准。 $F_M$  方法考虑了家用电器工作时间普遍较短的实际情况，将阳性预测值比率(Precision Rate, PR)和真阳性率(TPR)相结合。

$$PR = \frac{TP}{TP + FP} \quad (20)$$

$$F_M = \frac{2 \times PR \times TPR}{PR + TPR} \quad (21)$$

因此，为了进一步更好地分析事件检测算法的最优性，本文采用  $F_{\text{TPR}}$  与  $F_M$  作为算法评价的标准，综合评判检测算法的性能，如果  $F_{\text{TPR}}$  越小、 $F_M$  越大，说明检测算法性能越好。

### 3 算例分析

近几年来, 一些研究机构公开发布了用于 NILM 的数据集, 使得 NILM 研究者可利用公开的负荷数据集客观地评估其方法, 如 REDD(Reference Energy Disaggregation Data set)数据集、Smart\* Data 和 UK-DALE 数据集等<sup>[24]</sup>。本文算例采用 REDD 的数据集作为样本数据。算例共涉及 3 种算法: CUSUM 算法、原始 BIC 算法及修正 BIC 算法。利用 Matlab 工具对算法进行计算, 所用计算机为 DELL OptiPlex 390, CPU i5-2400 3.10 GHz。

#### 3.1 小数据集测试

本算例选取 REDD 中 House2 中的小量数据, 其中的功率波动最小有 30 W, 最大的达到了 1 000 W 左右, 共有 9 个负荷事件, 如图 1 中功率变化曲线所示。常规的 CUSUM 算法需要设定信号均值变化幅值, 本算例对多种功率变化幅值情况下 CUSUM 算法与原始 BIC 算法的性能进行了对比。

功率变化为 1 000 W 左右的事件最多, 因此 CUSUM 算法中均值变化最可能的幅值应选取为 1 000, 阈值取为 1。图 1 中方框标注的点即为 CUSUM 算法检测到的事件, 其中幅值变化为 1 000 左右的 6 个事件全部检测到了, 而功率变化比 1 000 小的多的事件未检测到。

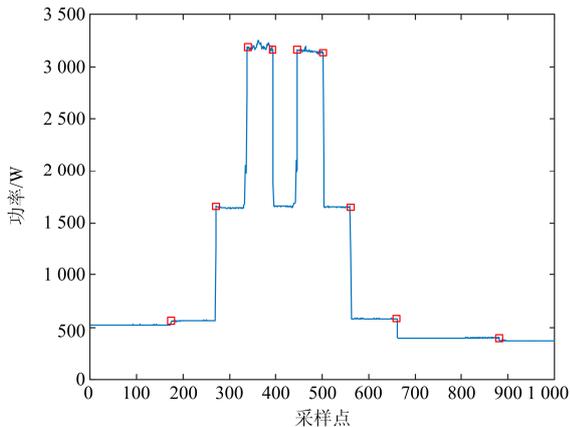


图 1 CUSUM 算法检测到的事件

Fig. 1 Detected point by CUSUM algorithm

基于相同的数据, 原始 BIC 算法选取固定窗口 60 和阈值为 150(窗口与阈值的选取将在下一节进行讨论), 将其和常规的 CUSUM 算法做简单对比。图 2 方框标注的点即为原始 BIC 算法检测到的事件, 可以看到, 无论功率变化小到 30 W, 或者大到 1 000 W, 原始 BIC 算法都能有效地检测到该数据中的所有事件, 可以解决 CUSUM 算法中的漏检问题。

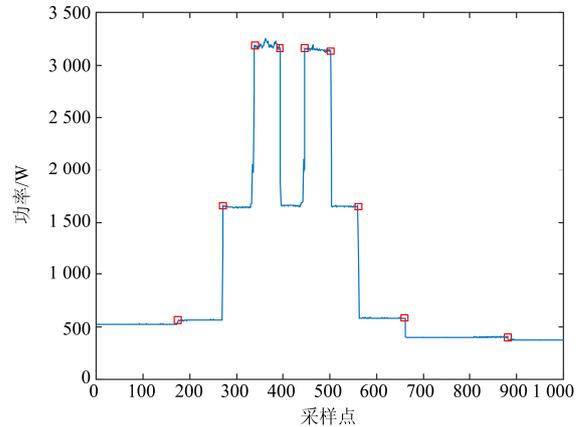


图 2 原始 BIC 算法检测到的事件

Fig. 2 Detected point by original BIC algorithm

#### 3.2 大数据集测试

##### 3.2.1 数据概况及参数设置

本算例采用 REDD 数据集集中的 House 1 用户某天某个时段的耗电量统计数据作为算例, 如图 3 所示, 共包含 6 万个采样点、61 个负荷事件。

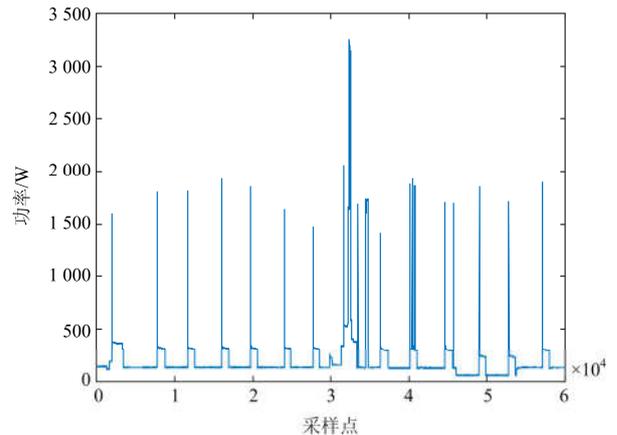


图 3 家庭 1 用电量曲线

Fig. 3 Power consumption curve of house 1

由于数据集的数据量巨大, 需要基于滑动窗口的 CUSUM 算法来提高 CUSUM 的计算速度。考虑到本算例中, House 1 耗电量的事件发生间隔大多数在 60 个采样点以上, 进行检测结果的阈值敏感度分析时, CUSUM 算法和 BIC 算法的窗口长度均取 60。CUSUM 算法的均值变化幅度设为 House 1 功率最可能的变化幅值 190。修正 BIC 算法中相邻检测点之间的差值变化设定为 10。

##### 3.2.2 阈值敏感度分析

这里对 CUSUM 和原始 BIC 方法检测结果及对阈值的敏感度进行分析。表 2 和表 3 分别给出了不同阈值下 CUSUM 和原始 BIC 方法的检测结果。可

以看到, CUSUM 算法漏检的事件较多, 而原始 BIC 算法能够检测到大部分的事件, 但会导致较多的误检。在阈值为 160 时, 原始 BIC 算法的  $F_{TPR}$  达到最小值 0.009 67,  $F_M$  达到最大值 85.9%。而 CUSUM 算法在阈值为 1 时  $F_{TPR}$  达到最小值,  $F_M$  达到最大值 84.9%。

表 2 CUSUM 算法的阈值敏感度

Table 2 Threshold sensitivity of CUSUM algorithm

阈值	TP	FN	FP	$F_{TPR}$	$F_M/\%$
0.5	45	16	0	0.068 8	84.9
1	45	16	0	0.068 8	84.9
1.5	42	19	0	0.097 0	81.6
2	41	20	1	0.107 0	79.6
2.5	41	20	1	0.107 0	79.6
3	42	19	1	0.097 0	80.8
3.5	41	20	1	0.107 0	79.6
4	39	22	2	0.130 0	76.5
4.5	38	23	1	0.142 0	76.0
5	36	25	1	0.168 0	73.5

表 3 原始 BIC 算法的阈值敏感度

Table 3 Threshold sensitivity of original BIC algorithm

阈值	TP	FN	FP	$F_{TPR}$	$F_M/\%$
140	55	6	20	0.009 67	80.9
150	55	6	14	0.009 67	84.6
160	55	6	12	0.009 67	85.9
170	54	7	13	0.013 2	84.4
180	54	7	12	0.013 2	85.0
190	53	8	12	0.017 2	84.1
200	53	8	11	0.017 2	84.8
210	51	10	12	0.026 9	82.3
220	49	12	11	0.038 7	81.0
230	46	15	10	0.060 5	78.6

### 3.2.3 窗口敏感度分析

本节对 CUSUM 及修正 BIC 算法的检测结果及对窗口长度的敏感度进行分析, 两种方法的阈值根据上节的结果分别取为 1 和 160, 具体结果见表 4 和表 5。

表 5 中在窗口长度为 10 的情况下, 修正 BIC 算法没有正确检测到事件, 因为 BIC 的最大值需要在一定的窗口长度下才能使其大于阈值, BIC 算法对窗口长度有较强的敏感度。

对比表 4 和表 5, 对同一耗电量统计数据, 在窗口长度大于 40 时, 修正 BIC 算法的  $F_{TPR}$  要普遍低于基于滑动窗的 CUSUM 算法, 说明其更靠近检测最优点(0,1), 修正 BIC 算法能够很好地解决 CUSUM 算法漏检问题。并且通过快速事件检测算法进行了简单的二次验证之后, 修正 BIC 算法的 FP 很小。在窗口长度大于 40 时, 修正的 BIC 算法的  $F_M$  要明显高于 CUSUM 算法。修正的 BIC 算法的

检测准确度要明显优于 CUSUM 算法。

表 4 CUSUM 算法的窗口敏感度

Table 4 Window sensitivity of CUSUM algorithm

窗口长度	TP	FN	FP	$F_{TPR}$	$F_M/\%$
10	27	34	0	0.311	61.4
20	38	23	0	0.142	76.8
30	42	19	0	0.097	81.6
40	42	19	0	0.097	81.6
50	41	20	1	0.107	79.6
60	45	16	0	0.068 8	84.9
70	47	14	0	0.052 7	87.0
80	44	17	1	0.077 7	83.0
90	46	15	1	0.060 5	85.2
100	45	16	1	0.068 8	84.1

表 5 修正 BIC 算法窗口敏感度

Table 5 Window sensitivity of modified BIC algorithm

窗口长度	TP	FN	FP	$F_{TPR}$	$F_M/\%$
10	0	61	0	1	—
20	12	49	0	0.645 3	32.9
30	38	23	0	0.142 2	76.8
40	50	11	0	0.032 5	90.1
50	58	3	0	0.002 4	97.5
60	54	7	0	0.013 2	93.9
70	56	5	1	0.006 7	94.9
80	55	6	2	0.009 7	93.2
90	56	5	4	0.006 7	92.6
100	52	9	3	0.021 8	89.7

### 3.2.4 计算速率对比

从算法复杂度来看, 原始 BIC 算法的计算复杂度要低于 CUSUM 算法。但在加入快速事件检测算法对事件进行二次判别后是否会增加计算效率, 需要进一步探讨。我们在同一窗口长度下, 对比修正 BIC 算法与基于滑动窗的 CUSUM 算法的计算时长, 得到图 4。由图 4 可看出, 修正 BIC 算法依然

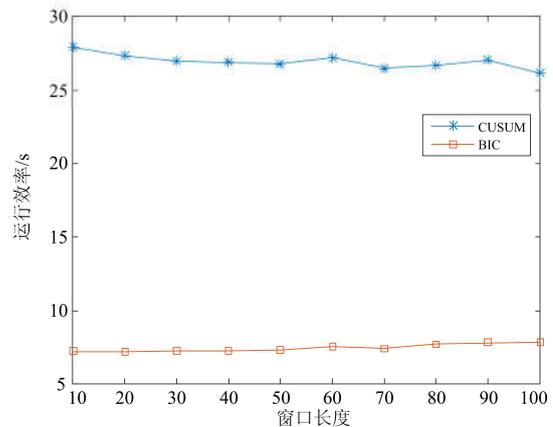


图 4 运行效率对比

Fig. 4 Operation efficiency comparison

均只需 7 s 左右, 而 CUSUM 算法的计算时长基本都长达 27 s。修正的 BIC 算法依然具有较好的运算速率。

#### 4 结论

事件检测在非侵入式负荷监测中有极为重要的作用。本文提出了一种基于贝叶斯信息准则的非侵入式负荷事件检测算法, 并利用快速事件检测算法成功降低了贝叶斯信息准则检测算法的误检率, 能解决常规 CUSUM 算法中的漏检问题。算例结果表明, 相比 CUSUM 算法, 基于贝叶斯信息准则的事件检测算法具有更优越的性能。

基于贝叶斯信息准则的事件检测算法为非侵入式负荷监测提供了思路, 为将来后台高级应用程序打下基础。如何利用优化学习算法对检测参数进行整定, 以提高事件检测的准确度, 是后续工作的一个研究方向。

#### 参考文献

- [1] 罗滇生, 杜乾, 别少勇, 等. 基于负荷分解的居民差异化用电行为特性分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(21): 29-33.  
LUO Diansheng, DU Qian, BIE Shaoyong, et al. Analysis of differentiation residential electricity consumption characteristic based on power load decomposition[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(21): 29-33.
- [2] 胡玥, 徐钢, 段栋伟, 等. 碳减排技术发展现状[J]. 热力发电, 2017, 46(2): 1-6.  
HU Yue, XU Gang, DUAN Dongwei, et al. Current situation and performance comparison of carbon capture technologies[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(2): 1-6.
- [3] 胡荣兴, 荆朝霞, 肖江. 考虑负荷响应的海岛微电网优化配置[J]. 广东电力, 2016, 29(12): 32-38.  
HU Rongxing, JING Zhaoxia, XIAO Jiang. Optimized configuration for island micro-grid considering demand response[J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(12): 32-38.
- [4] 程祥, 李林芝, 吴浩, 等. 非侵入式负荷监测与分解研究综述[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3108-3117.  
CHENG Xiang, LI Linzhi, WU Hao, et al. A survey of the research on non-intrusive load monitoring and disaggregation[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3108-3117.
- [5] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80(12): 1870-1891.
- [6] 王晓换, 李如意, 周东国, 等. 基于决策融合的非侵入式电力负荷辨识方法及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 115-121.  
WANG Xiaohuan, LI Ruyi, ZHOU Dongguo, et al. Non-intrusive power load disaggregation method based on decision fusion and its applications[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 115-121.
- [7] 李如意, 黄明山, 周东国, 等. 基于粒子群算法搜索的非侵入式电力负荷分解方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(8): 30-36.  
LI Ruyi, HUANG Mingshan, ZHOU Dongguo, et al. Optimized nonintrusive load disaggregation method using particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(8): 30-36.
- [8] RAHUL, KAPOOR R, TRIPATHI M M. Detection and classification of multiple power signal patterns with Volterra series and interval type-2 fuzzy logic system[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 92-101. DOI: 10.1186/s41601-017-0039-z.
- [9] TSAI M S, LIN Y H. Modern development of an adaptive non-intrusive appliance load monitoring system in electricity energy conservation[J]. Applied Energy, 2012, 96(8): 55-73.
- [10] AZZINI H A D, TORQUATO R, DA SILVA L C P. Event detection methods for nonintrusive load monitoring[C] // 2014 IEEE PES General Meeting| Conference & Exposition, July 27-31, 2014, National Harbor, MD, USA: 1-5.
- [11] AHMADI H, MARTI' J R. Load decomposition at smart meters level using eigenloads approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 3425-3436.
- [12] MOUELHI F, SETHOM H B A, SLAMA-BELKHODJA I. Fast event detection method for residential load demand side management[C] // 2014 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), November 3-6, 2014, Tunis, Tunisia: 1-7.
- [13] BASSEVILLE M, NIKIFOROV I V. Detection of abrupt changes: theory and application[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1993.
- [14] JIN Y. A time-frequency approach for event detection in non-intrusive load monitoring[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2011, 8050(4): 80501U-80501U-13.
- [15] ANDERSON K D, BERGES M E, OCNEANU A, et al. Event detection for non intrusive load monitoring[C] // IECON 2012, Conference on IEEE Industrial Electronics Society, IEEE, 2012: 3312-3317.
- [16] PAGE E S. Continuous inspection schemes[J]. Biometrika,

- 1954, 41(1/2): 100-115.
- [17] LIN S, ZHAO L, LI F, et al. A nonintrusive load identification method for residential applications based on quadratic programming[J]. *Electric Power Systems Research*, 2016, 133: 241-248.
- [18] 牛卢璐, 贾宏杰. 一种适用于非侵入式负荷监测的暂态事件检测算法[J]. *电力系统自动化*, 2011, 35(9): 30-35.  
NIU Lulu, JIA Hongjie. Transient event detection algorithm for non-intrusive load monitoring[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 35(9): 30-35.
- [19] SCHWARZ G. Estimating the dimension of a model[J]. *The Annals of Statistics*, 1978, 6(2): 461-464.
- [20] 王颖帆, 余代海, 江岳文. 利用贝叶斯学习法修正报价的发电权交易研究[J]. *广东电力*, 2016, 29(1): 36-40, 57.  
WANG Yingfan, YU Daihai, JIANG Yuewen. Research on generation rights trade by using bayes learning method to modify the offer[J]. *Guangdong Electric Power*, 2016, 29(1): 36-40, 57.
- [21] CHEN S, GOPALAKRISHNAN P. Speaker, environment and channel change detection and clustering via the Bayesian information criterion[C] // *Proc DARPA Broadcast News Transcription and Understanding Workshop*, 1998, 8: 127-132.
- [22] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(8): 861-874.
- [23] ALTRABALSI H, LIAO J, STANKOVIC L, et al. A low-complexity energy disaggregation method: performance and robustness[C] // *2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG)*, December 9-12, 2014, Orlando, FL, USA: 1-8.
- [24] KOLTER J Z, JOHNSON M J. REDD: a public data set for energy disaggregation research[J]. *Sustkdd*, 2011.

收稿日期: 2017-11-06; 修回日期: 2017-12-23

作者简介:

肖江(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能用电和电力市场; E-mail: xiaojiangscut@qq.com

François AUGER(1966—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统自动控制、信号处理; E-mail: francois.auger@univ-nantes.fr

荆朝霞(1975—), 女, 通信作者, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统规划、运行与控制, 综合能源系统, 电力市场等。E-mail: zxjing@scut.edu.cn

(编辑 魏小丽)