

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2019.03.012

# 一种非侵入式电力负荷监测系统的设计与实现

王爱因<sup>1</sup>, 袁 麓<sup>2</sup>, 丁长波<sup>2</sup>, 曹高杨<sup>2</sup>, 高 鹏<sup>3</sup>

(1. 合肥工业大学 电子科学与应用物理学院, 安徽 合肥 230009; 2. 亿江(北京)信息科技有限公司, 北京 100176;

3. 西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 本文提出一种基于事件的非侵入电力负荷监测系统的设计方法, 采用改进的基于滑动窗的双边 CUSUM 算法和基于 TOPSIS 的相似度匹配算法实现电力负荷事件的检测、分解和辨识。系统提高负荷监测效率和识别准确率的同时, 对小功率负荷和多种负荷叠加也有较高的识别率, 并具有识别未知电力负荷的能力。系统为实时在线监测系统, 采用边缘计算的系统架构在用户侧完成负荷事件的辨识与分解, 适用于海量用户在网运行, 提高效率, 减轻云端负荷。实验结果表明该设计具有硬件成本低、易于安装、实时性好、便于后期维护等特点, 有着广泛的应用前景。适合在居民区和学校宿舍等地密集部署, 产品已在国家电力公司规模化试点。

**关键词:** 边缘计算; 非侵入式; 负荷监测; 基于滑动窗的双边 CUSUM 算法; TOPSIS 相似度匹配算法

**中图分类号:** TM933.4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1006-4710(2019)03-0343-09

## Design and implementation of a non-intrusive power load monitoring system

WANG Ainan<sup>1</sup>, YUAN Lu<sup>2</sup>, DING Changbo<sup>2</sup>, CAO Gaoyang<sup>2</sup>, GAO Peng<sup>3</sup>

(1. School of Electronic and Applied Physics, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Yijiang (Beijing) Information Technology Co., Ltd., Beijing 100000, China;

3. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** An event-based non-intrusive load monitoring (NILM) prototype framework is designed and presented. The improved bilateral CUSUM algorithm for sliding window, in combination with TOPSIS algorithm, is used for power load monitoring, disaggregating and identifying. In improving monitoring efficiency and recognition accuracy, the NILM system not only has the excellent capability in little-power load identification and mixed-load disaggregation, but also has the ability to recognize unknown electric loads. As an on-line and real-time monitoring system, it requires larger storage and more computing power to capture load features and then perform the subsequent procedure. A distributed computing framework is proposed. The online NILM hardware is equipped in user buildings in which equipment start-up and shut-down was observed and analyzed on the basis of load signatures. According to edge calculating services of the distributed NILM system, the framework can improve the monitoring efficiency and economize computing capacity. The experimental results indicate that the proposed method is a promising solution to the issue of load monitoring with its low cost, easy installment, good real-time performance and convenient maintenance, which are appropriate for intensive residential household. A certain scale pilot project has been undergoing in State Grid Corporation of China.

**Key words:** edge calculating; non-intrusive; load monitoring; bilateral CUSUM algorithm of sliding window; TOPSIS algorithm

随着智能电网的快速发展, 电网的应变能力和 交互能力的智能化水平不断提高, 使需求侧管理越

收稿日期: 2018-11-01

基金项目: 陕西省工业攻关计划资助项目(2014K05-43)

作者简介: 王爱因, 女, 硕士, 讲师, 研究方向为数字信号处理、计算机通信与网络。E-mail: wangainan@sina.com

来越重要。电力负荷监测是获取用户用电详细数据的有效方法和手段,正逐渐从研究领域走向应用。

电力负荷监测分为直接的侵入式监测和非侵入方式,直接方式是利用具有物联网功能的新型电器或智能插座获取负荷的用电信息,实施成本高,对用户影响大<sup>[1-2]</sup>。非侵入式电力负荷检测(non-intrusive load monitoring, NILM)是在电力供给的入口处采集线上电流、电压、功率等电力信号特征,进行电器辨识和电能量测,实现对用户用电情况的精确获取。具有不打扰用户,后期加装方便,成本低的特点。

在众多的非侵入式电力负荷识别研究工作中,研究者大多采用瞬态的事件检测方法。基于瞬态的负荷识别方法是在负荷投入和切除的瞬间,采集多种特征值进行负荷识别,如利用负荷瞬态时的功率<sup>[3-4]</sup>、Minkowski 距离<sup>[5]</sup>等。但此类研究存在一些缺陷,负荷的瞬态特征量不具备线性叠加性,仅适用于单个负荷投切发生的情形识别,多个负荷同时或者时间接近发生时则不适用。而稳态负荷识别方法<sup>[6]</sup>,如基于数学规划组合优化算法<sup>[7]</sup>,是对已知的负荷进行优化组合,从而得出所有负荷的用电状态。这种方法要求已知负荷的种类和数量,当负荷数量增加时,组合的数量很大,对仅有开、关两种状态的 20 种负荷来说,组合种类达 1 048 576 种组合。而且对硬件性能要求很高,非常不利于大规模推广使用。其他,如人工神经网络法<sup>[8]</sup>,算法学习训练时间较长,辨识效率不高;聚类分析方法<sup>[9]</sup>、整数划归方法<sup>[10]</sup>等,可识别多种负荷,但降低了识别的准确率,并且也需已知所有负荷种类和特征。

在实际应用中,此前算法研究对涉及小功率电器辨识精度提高方面研究和论述较少。此外,在多种非线性类电器同时或间隔很近投切的叠加情况时,如何提高辨识分辨率,是此类研究的一个难点。由此,本文提出一种非侵入电力负荷监测系统的设计方法,综合瞬态与稳态监测技术的优势,采用改进的基于滑动窗的双边 CUSUM 算法实现事件检测,对负荷事件进行在线实时检测,响应速度快,能够区分事件的暂态区和稳态区,并且分辨出真正的负荷事件和负荷本身的波动,具有突出的抗干扰能力。在负荷分解与辨识方法上,加入多种电流谐波相关的稳态特征值,结合基于 TOPSIS 的相似度匹配算法,多负荷叠加辨识效率高,小功率负荷辨识稳定精确,负载特征值样本库在线收集新的负荷类型,无需训练数学模型。在系统设计方面,采用分布式边缘计算的技术架构,应用于密集的集群用户,易于实现

产品化设计,性价比高。具有较高的实用性,易于推广。

## 1 系统总体设计

系统总体结构见图 1,主要包括设备层、量测层、辨识传输层、主站层以及显示设备。设备层是在线监测对象,即电力线路和线上负荷。量测层实时采集负荷辨识以及负荷计量所需数据,包括负荷采集终端、电压互感器、电流互感器等设备。辨识传输层接收多路负荷采集终端数据,进行负荷分解、辨识等算法处理,当有事件切除时,计算能耗信息,这些数据处理结果通过 4G 方式传输到后台服务器。辨识传输层主要设备是集中器。主站层主要是服务器和显示设备,安装有平台软件和数据库,主站层下发对辨识传输层、量测层设备的数据指令以及前端软件的升级指令、更新负载特征值样本数据库升级包。显示设备如手机 APP 或者 PC 浏览器,可以查看用户电器运行状态以及各电器的分项、分时段能耗统计报表。

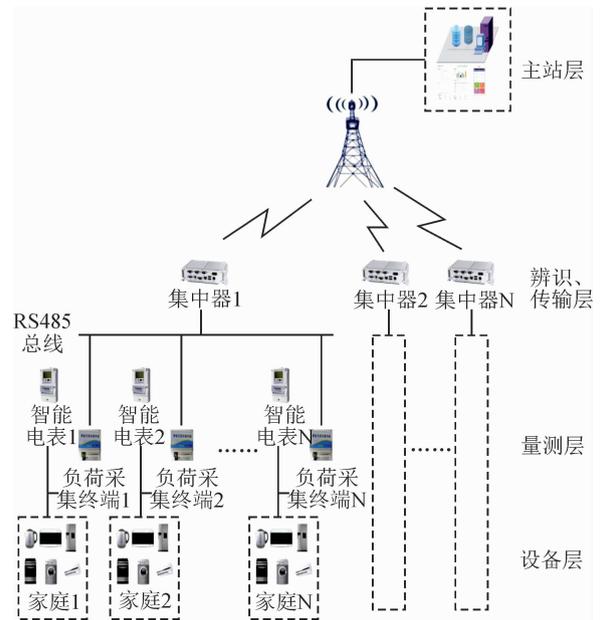


图 1 系统总体结构图

Fig. 1 Overall structure of the system

系统设计为实时在线监测系统,数据采集、负荷事件处理为连续工作方式,对硬件处理能力要求高,传输数据量巨大,因此系统采用在用户侧实现边缘计算的分布式系统架构,负荷分解与辨识的处理过程由集中器完成,这样的系统设计可以实现海量用户数的电力负荷实时监测,提升系统效率,减轻云端负荷。

## 2 系统硬件设计

### 2.1 负荷采集终端

电力线端的电流、电压和功率信号在线采集、存储、预理由负荷监测终端实现。其设计见图 2,由计量芯片 ATT7053BU、ARM 处理器 STM32F407、串口芯片 ADM2587 和互感器等组成。ATT7053BU 具有 SPI, UART 通讯接口,内部含三路 19 bit sigma-delta ADC 模块,支持 2 000 : 1 的

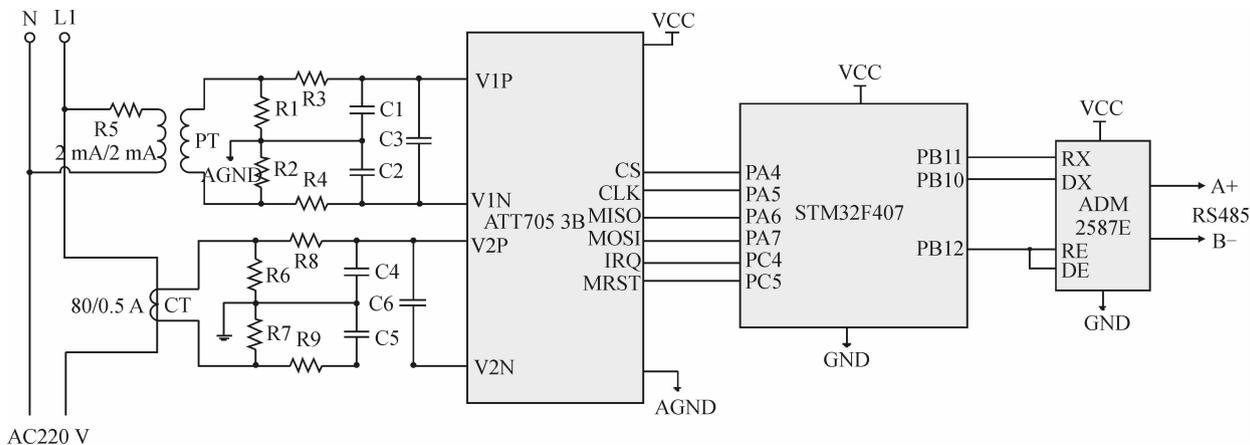


图 2 负荷采集终端硬件结构图

Fig. 2 Hardware structure of the load collection terminal

### 2.2 集中器

集中器连接负荷采集终端和后端数据平台,具有较强的处理能力和通信能力,负荷分解与辨识计算过程在集中器完成,最后辨识结果数据发送到主站服务器数据库。这种边缘计算的设计在大规模部署时非常重要。见图 3 所示,由 ARM 处理器 STM32F407、LTE-4G 通信模块、FLASH 存储器 W29N02GV、串口芯片等组成。负荷特征识别由 ARM 处理器接收特征值数据,通过与负荷特征值数据库中的数据进行对比,判断最终识别结果,然后通过 LTE-4G 通信模块发送给平台软件。

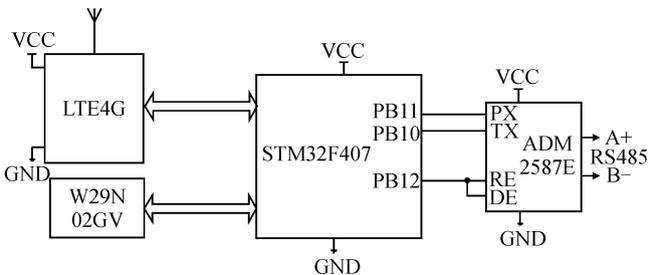


图 3 集中器硬件结构图

Fig. 3 Concentrator hardware structure

这些数据包括负载辨识结果、总功耗分解结果、窃电行为等,上传至主站服务器数据库;并将来自服

动态范围,可以同时得到两路计量通道的有功功率、无功功率等电能计量参数,最高采样频率高达 14.4 KHz。ARM 处理器通过高速 SPI 接口实时将 ATT7053BU 采样计算到的电能计量参数读取出来,经过数据过滤处理,进行事件检测算法进行判断,最终提取出特征数据,通过 UART 接口转换为 RS485 通信方式发送给数据收集器模块。用户侧的负荷监测终端部署多个,每户电表对应一个,见图 1。

务器对数据采集终端的升级指令及升级软件包下发至各数据采集分析终端,实现软件远程升级。集中器可连接多个数据采集分析终端,缺省支持 12 个终端。

## 3 系统算法实现

### 3.1 数据采集与数据缓存

系统的工作过程见图 4,首先是数据采集与缓存。负荷采集终端在电力线上实时采集数据,包括电流瞬时值  $i$ 、功率瞬时值  $p$ 。

负荷识别时采用的特征值有电流谐波幅值,谐波总畸变率 THD 等,最高谐波次数为 21 次等,根据 Nyquist 定律,采样频率  $F_s$  最小应为 2 100 Hz,实际应用采样频率  $F_s$  设置为 3 000 Hz。

### 3.2 事件检测算法

采集完成后采用 CUSUM 算法进行事件检测,这是一种变点检测算法,在很多场合都有使用,例如在机器故障的检测以及各种信号突变的监测等<sup>[11]</sup>。CUSUM 算法优势在于将整个过程小偏移累加起来,起到放大作用,提高小偏移的灵敏度。本系统采用改进的基于滑动窗双边 CUSUM 算法<sup>[12]</sup>实现电流有效值瞬态变化的较为灵敏的检测,用于判断负荷事件的投切,具有一定的优势。其实现过程如下。

见图 4,从数据缓存中获取一包波形数据,包括

电流瞬时值和功率瞬时值。与文献[12]提到的算法不同,本文采用电流有效值检测与三个数据子窗口的方式,电流有效值的使用非常重要,电流有效值延迟了突变,又能兼顾到前后段数据。根据大量测试数据,电流有效值的使用有效的增强了小功率负荷事件检测的稳定性,提高了抗干扰能力。

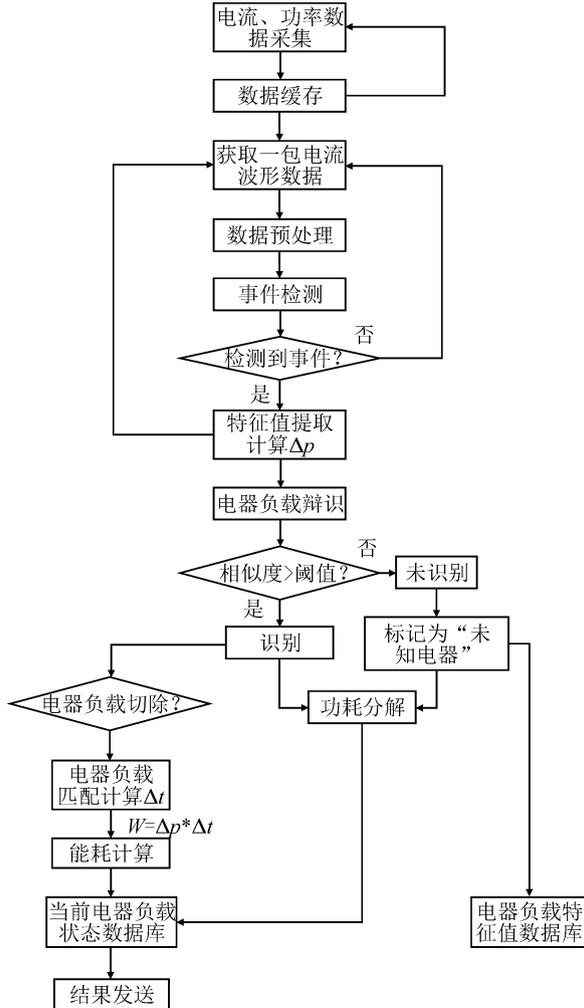


图4 系统工作流程图

Fig. 4 System working flowchart

随机时间序列  $X = \{x(n)\}_{n=1}^{\infty}$  是由电流瞬时值波形计算出的电流有效值序列。在该时间序列内定义三个连续的滑动窗口均值计算窗口  $W_m$  (Mean Window), 暂态过程监测窗口  $W_d$  (Detection Window) 和事件特征值提取窗口  $W_e$  (Extraction Window), 其长度分别为  $L_m$ 、 $L_d$  和  $L_e$ 。  $W_m$  窗口内的电流有效值均值为  $M_m$ ,  $W_d$  窗口内的电流有效值为  $I_d$ 。当在  $W_d$  内检测到事件时, 使用  $W_e$ 、 $W_m$  对应的电流瞬时值, 进行波形分离, 使用分离出来的波形进行谐波特征提取。三个数据子窗口设计是对文献[12]单窗口算法的改进, 除了能够做事件检测, 还可以在检测到事件后, 立即获得所需特征值计算的

条件, 提高了算法的效率。

定义统计函数  $g_n^+$  和  $g_n^-$  用于检测事件是投入还是切除, 具体计算为:

$$g_n^+ = \max\{0, g_{n-1}^+ + I_d - (M_m + \lambda)\}, g_0^+ = 0 \quad (1)$$

$$g_n^- = \max\{0, g_{n-1}^- - I_d + (M_m - \lambda)\}, g_0^- = 0 \quad (2)$$

式中:  $\lambda$  为外界引入的噪声水平。当  $x_n$  的变化量大于  $\lambda$  时才认为有可能有事件的投入或切除。

以检测是否有事件投入为例,  $g_0^+$  的初始值为 0, 当检测窗口电流有效值  $I_d$  大于  $M_m + \lambda$  时,  $g_n^+$  开始大于 0。此时可根据具体识别需求设置一个确定事件发生的累积和阈值  $Z$ 。同时定义检测延迟时间为  $d$ , 其初始值为 0。当  $g_n^+ > Z$  时, 一个暂态事件被检测出来, 采样序列突变发生的时刻可以根据  $n - d$  倒推得出。若累积的变化量未达到阈值, 即  $0 < g_n^+ < Z$ , 说明此时有事件发生的可能, 令时间延迟因子  $d = d + 1$ , 计算  $g_{n+d}^+$ , 直至得到合适的  $d$  使  $g_{n+d}^+ > Z$ , 则暂态事件发生的时刻可以倒推为  $n - d$ 。对于切除事件也采用相同原理进行检测。

图 5 为该算法演进过程, 数据块采样长度  $L$  为 80, 各个窗口的采样长度分别为  $L_m = 20$ 、 $L_d = 40$  和  $L_e = 20$ ,  $p$  为检测窗口的起始位置,  $k$  是某次采样连续多个检测窗口的第一个检测窗口的起始位置。在均值计算窗口  $W_m$ , 算法计算采样序列的均值  $M_m$ ; 在事件检测  $W_d$  窗口, 算法判断系统是否发生了暂态事件; 若有事件投入或切出, 则在特征值提取窗口  $W_e$  和  $W_m$  窗口计算并提取特征值。当没有检测到事件发生时, 数据采样窗口滑动到新的采样点, 此时新的检测窗口起始位置  $p = p + L_d$ 。检测到暂态事件发生时, 新的窗口就滑动到采样发生突变的时刻, 确定事件发生的时刻并在  $W_e$  窗口和  $W_m$  窗口计算特征值; 然后窗口继续进行滑动, 直至累积和  $g_n^+$  或  $g_n^-$  的值不再变化, 从而确定进入稳态的时刻, 此时新的检测窗口起始位置为  $p = p + L_d + L_e$ 。若暂态事件发生在事件检测  $W_d$  窗口的尾部,  $g_n^+$  和  $g_n^-$  可能没有足够时间上升到阈值  $Z$ , 此类事件检测不出。为了防止这类暂态事件被漏检, 当前均值计算  $W_m$  窗口的末端与上一数据采样窗口的  $W_d$  窗口减去检测延迟  $d$  后对齐, 此时  $W_m$  窗口的末端被特意放置在突变采样点发生时刻之前, 新的检测窗口起始位置  $p = p + L_d - d$ , 在新的检测窗口中进一步验证是否有暂态事件发生。

文献[12]算法在事件检测之后, 当有事件发生未检测到时, 滑动窗向前移动的策略为  $p = p +$

$L_d - d$ ,而当  $L_d$  等于检测延迟  $d$  时,窗口将不再向前移动,陷入死循环。本文为了解决这一问题,在滑

动窗向前移动时,首先判断  $L_d$  是否等于  $d$ ,当不等于时, $p = p + L_d - d$ ,当等于时  $p = p + 1$ 。

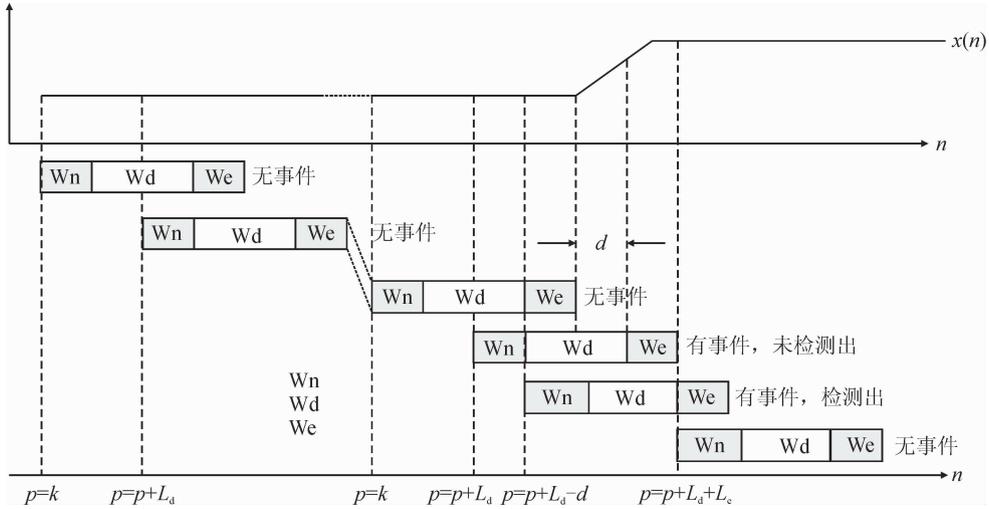


图5 滑动窗双边CUSUM算法的演进过程

Fig. 5 Evolution of bilateral CUSUM algorithm for sliding window

关于上述参数  $\lambda$  和阈值  $Z$  的选择问题,文献[12]提供了一种思路。确定累积和阈值  $Z$  的方法见图6(以投入事件为例)。图6中,  $X_0$  是均值计算窗口中计算出的均值,  $h_{\min}$  指的是系统能检测出的最小变化幅度,  $t_n$  是事件发生的时刻,  $T_{\max}$  是设定的检测事件需经过最长的时间。阴影部分的面积即代表阈值  $Z$  的大小。

系数  $\beta_1$  和系数  $\beta_2$  来进行修正,其中  $\beta_1 \leq 1, \beta_2 \geq 1$ 。式(4)可进一步改进为:

$$Z = \beta_1 (h_{\min} - \beta_2 \lambda) N_{\max} T_s \quad (5)$$

在实际系统中根据对检测精度的具体要求选择适当的  $h_{\min}$  及  $T_{\max}$  对阈值  $Z$  进行初始化。

### 3.3 负荷分解与辨识算法

事件检测出结果后,对引起此次检测事件的负荷波形分离处理。采用电流瞬时值在波形叠加时进行波形分离比功率瞬时值具有更稳定优势。图7和图8分别为单个典型负荷的电流瞬时值波形。图9为多个典型负荷的电流瞬时值以及电流有效值波形叠加,电流有效值可以对事件发生的节点做有效的判断。即使是小负荷情况下,比如低于100 W,电流有效值也可以对事件发生做准确的检测,见图10。

当为负荷投入事件时,分离出的波形由事件后稳态波形减去事件前稳态波形;负荷切除事件时,分离出的波形由事件前稳态波形减去事件后稳态波形。事件前后相减的波形相位差要为0。波形数据分离后,提取各个稳态特征值。与采用单个特征值的负荷辨识相比,本系统选择具有较好指证性的参数,如电流谐波幅值,将主要针对非线性负荷的辨识。系统采用多个(缺省为8个)特征值是大幅度提高负荷识别率的重要措施。这种方式将会带来巨大的运算工作量,因此,算法的效率尤为重要。

提取的电流数据特征值包括:有效值、峰值、波峰系数、基波幅值、3次谐波幅值、5次谐波幅值、7次谐波幅值和电流总谐波畸变率 THD<sup>[13]</sup>。其中有效值、峰值、波峰系数由电流时域波形计算,电流瞬

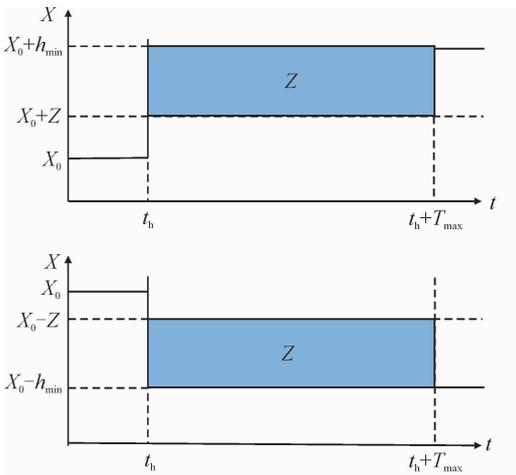


图6 推算  $Z$  的方法

Fig. 6 Method for the calculation  $Z$

由图6可得,阴影部分面积为:

$$Z = (h_{\min} - \lambda) T_{\max} \quad (3)$$

而在离散采样系统中:

$$Z = (h_{\min} - \lambda) N_{\max} T_s \quad (4)$$

式(4)中  $N_{\max}$  为系统允许的最大延迟采样点数,  $T_s$  为采样间隔。由于实际电力系统中很多设备在启动过程中并非瞬时启动,上述阴影部分不一定是一个矩形,噪声水平也比较难以确定。因此引入

时值计算各次谐波,最高谐波次数为21次。

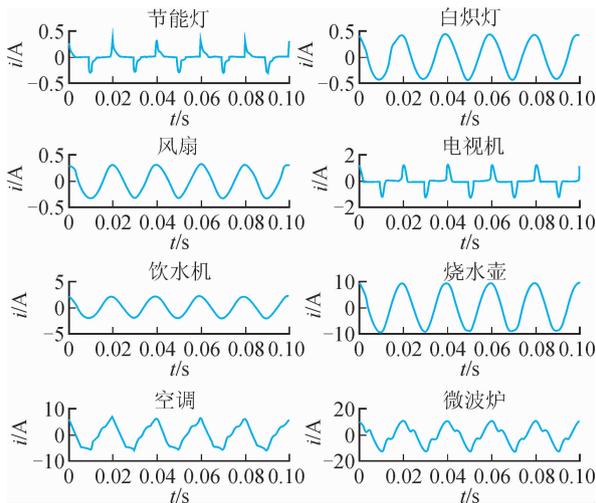


图7 各电器波形图(时域)

Fig.7 Various electrical waveforms(time-domain)

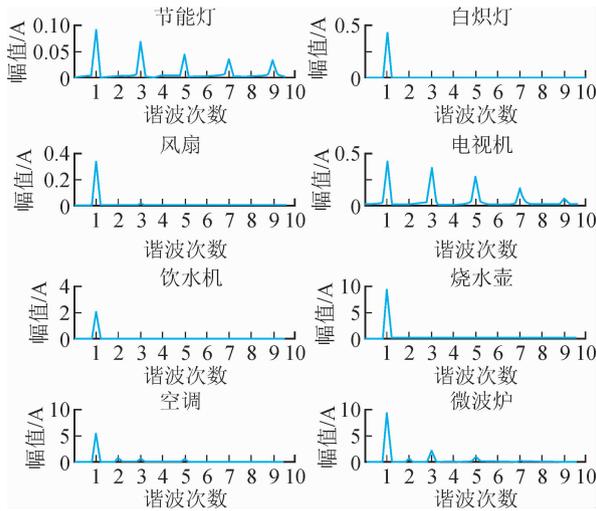


图8 各电器波形图(频域)

Fig.8 Various electrical waveforms(frequency-domain)

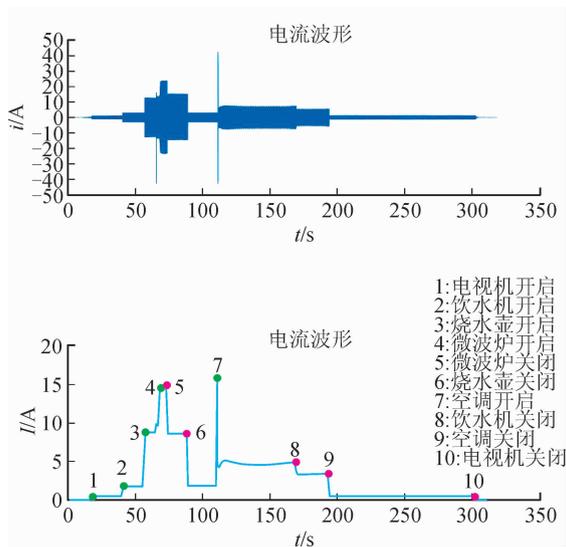


图9 电流波形与有效值

Fig.9 Current waveform and effective value

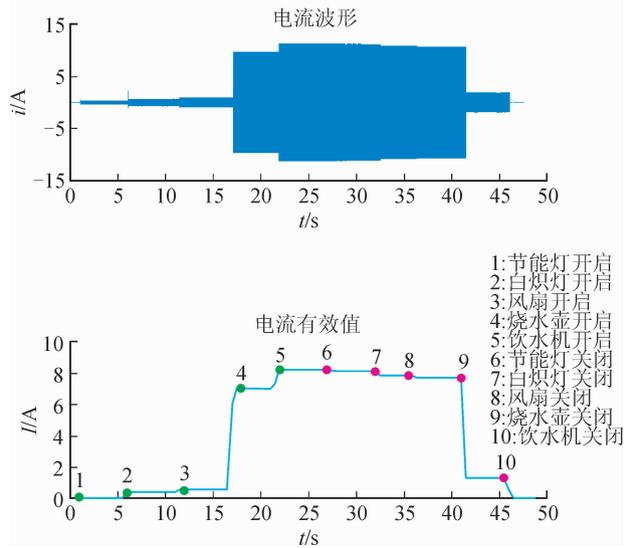


图10 电流波形与有效值(小负荷)

Fig.10 Current waveform and effective value(light-load)

各个特征值的计算如下。

1) 电流有效值  $I_{rms}$  :

$$I_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^N (i_k)^2} \quad (6)$$

式中:  $i_k$  是采集的电流瞬时值序列;  $N$  为每周周期点数,  $N = F_s/F_0$ , 其中  $F_s$  是采样频率,  $F_0$  是工频 50 Hz。

2) 电流峰值  $I_p$  :

$$I_p = \max(i_k), 0 \leq k \leq N \quad (7)$$

3) 波峰系数  $I_{CF}$  :

$$I_{CF} = \frac{I_p}{I_{rms}} \quad (8)$$

4) 电流总谐波畸变率  $THDi$  :

$$THDi = \frac{I_H}{I_1} = \frac{1}{I_1} \sqrt{\sum_{h=2}^{\infty} (I_h)^2} * 100\% \quad (9)$$

$$I_H = \sqrt{\sum_{h=2}^{\infty} (I_h)^2}$$

式中:  $I_h$  为第  $h$  次谐波电流,  $I_1$  为基波电流,  $I_H$  为谐波电流含量。

系统采用 TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution) 算法<sup>[14]</sup> 进行负荷辨识,借助多特征问题的正理想解和负理想解对各个事件进行评价,具有识别效率高,避免训练数学模型的特点。

1) 根据各个特征值构造判断矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中:  $a_{ij}$  ( $i \in K, j \in M$ ) ( $K$  为“负载样本特征值数据库”中的样本数,  $M$  为特征值参数的种类数) 表示接收到的事件特征值样本的第  $j$  个特征参数与“负载样本特征值数据库”中第  $i$  个样本的第  $j$  个特征参数的相似度, 其值由下式计算:

$$\text{sim}(f_0, f_m) = 1 - \frac{|d_0 - d_m|}{a - b} \quad (11)$$

式中:  $d_0$  是此次事件的特征值样本,  $d_m$  是“负载样本特征值数据库”中的样本,  $a$  与  $b$  是包括  $d_0$  和  $d_m$  所有样本的特征值参数的最大值和最小值, 皆为 1 行  $n$  列的矩阵,  $n$  为特征值样本的参数个数。

2) 计算决策矩阵  $\mathbf{R}$ , 其中元素为  $r_{ij}$ :

$$r_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^k a_{ij}^2}}, (i \in K, j \in K) \quad (12)$$

3) 计算加权决策矩阵  $\overline{\mathbf{R}}_w$ , 其中元素为  $v_{ij}$ :

$$v_{ij} = \omega_j \cdot r_{ij}, (i \in K, j \in M) \quad (13)$$

式中:  $\omega_j$  是第  $j$  个特征值样本的权重, 由以下 a) ~ d) 步骤完成。

a) 数据平移:  $r_{ij} = r_{ij} + 1$ 。

b) 计算  $j$  个属性下第  $i$  个样本的值在此属性中所占的比重:

$$p_{ij} = y_{ij} / \sum_{i=1}^n y_{ij} \quad (14)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m$ 。

c) 计算第  $j$  个属性的熵值:

$$e_j = -k \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad (15)$$

式中:  $k > 0, k = 1/\ln(m); e_j \geq 0$ 。

d) 计算第  $j$  个属性的权重:

$$g_j = (1 - e_j) / \sum_{j=1}^m (1 - e_j) \quad (16)$$

4) 计算理想解  $\mathbf{x}^*$  和负理想解  $\mathbf{x}^-$ :

$$\mathbf{x}^* = \{(\max_i v_{ij}) : i \in K, j \in M\} = [v_1^*, v_2^*, \dots, v_m^*]$$

$$\mathbf{x}^- = \{(\min_i v_{ij}) : i \in K, j \in M\} = [v_1^-, v_2^-, \dots, v_m^-]$$

(17)

5) 计算各负载匹配样本到理想解和负理想解的距离。

a) 理想解的距离  $s^*$ :

$$s^* = \sqrt{\sum_{j=1}^m (v_{ij} - v_j^*)^2}, (i \in K) \quad (18)$$

b) 负理想解的距离  $s^-$ :

$$s^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (v_{ij} - v_j^-)^2}, (i \in K) \quad (19)$$

6) 计算各负载匹配样本对理想解的相对接近度指数  $D_i$ :

$$D_i = s_i^- / (s_i^- + s_i^*), (i \in K) \quad (20)$$

可见,  $0 \leq D_i \leq 1$ , 各负载匹配样本到理想解的距离越小,  $D_i$  越大, 特征值样本与负载匹配样本  $C_i$  越相似。

7) 求出具有最大接近度指数的负载匹配样本:

$$D_{\max} = \max(D_i) \quad (21)$$

$D_{\max}$  对应样本的负载类型即就是识别出的引起此次事件发生的负载。

当  $D_{\max}$  大于等于设定的阈值时, 表示负载识别成功。当  $D_{\max}$  小于设定的阈值时, 表示负载未识别, 将此次事件推送到终端显示, 由用户进行标注, 并存入“负荷样本特征值数据库”, 当此负载再次出现时, 就能够成功识别。

当此次事件为负荷投入事件时, 将识别结果存入负荷监测数据库。当此次事件为负荷切除事件时, 匹配上一次同负载的负荷投入事件, 利用负载运行时间, 计算该负载消耗的电能, 将辨识结果与电能计算的结果一并存入负荷监测数据库。

## 4 系统测试与分析

与其它文献通过算例仿真来验证算法的有效性不同, 本系统经过试点测试, 在居民小区为典型应用的场景下, 进行事件检测、特征值提取以及负荷辨识。以某小区为例, 现场设备与居民楼道电表箱并列安装, 每户电表的进线端安装互感器采集数据, 试点结果数据通过居民用户电能 app 软件进行电器确认, 中间测试数据的抽样验证通过电能质量分析仪在线采集。30 天后, 后台负荷监测数据库得到 3.47 万条有效数据结果。其中, 在事件检测系统中, 事件发生的累积和阈值  $Z$  设定为 60, 最小辨识负荷为 100 W。以居民家中典型的 5 种电器为例, 得到的部分现场数据见表 1~3。表 1 为典型样本库数据, 表 2 为实际测量数据的举例, 表 3 为事件检测及负荷辨识结果的统计。表 4 是与文献[12]中算法事件检测结果对比统计。表 5 是与应用文献[15] K-means 聚类算法的电器负载识别结果对比统计。

表1 典型电器样本库举例

Tab.1 Sample library data

品牌	电器名称	电流有效值/A	电流峰值/A	波峰系数	基波幅值/A	三次谐波幅值/A	五次谐波幅值/A	七次谐波幅值/A	总谐波含有率	投切标识
长虹	空调	2.59	4.42	1.71	2.86	0.28	0.44	0.22	0.23	1
长虹	空调	3.51	5.90	1.68	4.89	0.44	0.31	0.08	0.19	0
美的	烧水壶	6.82	9.41	1.38	9.65	0.23	0.06	0.05	0.03	1
美的	烧水壶	6.37	8.99	1.41	9.14	0.14	0.16	0.11	0.03	0
苏泊尔	烧水壶	5.88	8.13	1.38	8.34	0.18	0.05	0.05	0.03	1
苏泊尔	烧水壶	5.84	8.04	1.38	8.25	0.18	0.05	0.04	0.03	0
格兰仕	微波炉	2.75	4.20	1.53	2.24	1.40	0.78	0.18	0.76	1
格兰仕	微波炉	5.45	9.68	1.78	7.46	1.63	0.71	0.29	0.25	0
美的	饮水机	1.21	1.67	1.37	1.71	0.03	0.01	0.02	0.03	1
美的	饮水机	1.18	1.63	1.37	1.69	0.04	0.01	0.01	0.03	0
海信	电视机	0.15	0.24	1.60	0.22	0.00	0.01	0.01	0.09	1
海信	电视机	0.37	0.38	1.01	0.57	0.05	0.04	0.03	0.16	0

表2 测试数据举例

Tab.2 Test data and test result

品牌	电器名称	电流有效值/A	电流峰值/A	波峰系数	基波幅值/A	三次谐波幅值/A	五次谐波幅值/A	七次谐波幅值/A	总谐波含有率	投切标识	真实值	预测值	接近度	测试 1 正确 0 错误
长虹	空调	2.62	4.56	1.74	2.88	0.27	0.42	0.31	0.22	1	空调	空调	0.921 8	1
长虹	空调	3.19	5.03	1.58	4.49	0.23	0.36	0.07	0.14	0	空调	空调	0.925 6	1
美的	烧水壶	6.87	9.48	1.38	9.71	0.23	0.03	0.08	0.03	1	烧水壶	烧水壶	0.982 7	1
美的	烧水壶	6.84	9.43	1.38	9.67	0.24	0.06	0.09	0.03	1	烧水壶	烧水壶	0.978 2	1
苏泊尔	烧水壶	5.87	8.06	1.37	8.30	0.18	0.05	0.05	0.03	1	烧水壶	烧水壶	0.997 5	1
苏泊尔	烧水壶	5.86	8.08	1.38	8.30	0.18	0.04	0.04	0.03	0	烧水壶	烧水壶	0.998 1	1
格兰仕	微波炉	2.67	3.82	1.43	1.80	0.45	0.31	0.14	0.60	1	微波炉	微波炉	0.966 3	1
格兰仕	微波炉	5.59	10.39	1.86	7.67	1.78	0.77	0.23	0.27	0	微波炉	微波炉	0.938 6	1
美的	饮水机	1.20	1.63	1.36	1.70	0.04	0.01	0.01	0.03	1	饮水机	饮水机	0.996 7	1
美的	饮水机	1.11	1.52	1.37	1.57	0.04	0.02	0.01	0.03	0	饮水机	饮水机	0.993 7	1
海信	电视机	0.26	0.35	1.33	0.39	0.04	0.04	0.02	0.23	1	电视机	电视机	0.951 4	1
海信	电视机	0.37	0.36	0.97	0.56	0.02	0.04	0.02	0.11	0	电视机	电视机	0.990 9	1

表3 事件检测及负荷辨识结果统计

Tab.3 Event detection and load identification result statistics

电器名称	测试数	正确检测数	事件检测正确率/%	正确识别数	正确率/%
空调	200	185	92.5	177	88.5
烧水壶	200	195	97.5	193	96.5
微波炉	200	189	94.5	180	90.0
饮水机	200	196	98.0	192	96.0
电视机	200	178	89.0	166	83.0
总体	1000	943	94.3	908	90.8

表4 事件检测结果对比统计

Tab.4 Comparison of event detection results

电器名称	测试数	正确检测数		事件检测正确率/%	
		对比算法	本文算法	对比算法	本文算法
空调	200	169	185	84.5	92.5
烧水壶	200	190	195	95.0	97.5
微波炉	200	172	189	86.0	94.5
饮水机	200	195	196	97.5	98.0
电视机	200	159	178	79.5	89.0
总体	1000	885	943	88.5	94.3

表5 电器负载识别结果对比统计

Tab.5 Comparison and statistics of electrical load identification results

电器名称	测试数	正确识别数		电器识别正确率/%	
		K-means 聚类算法	本文算法	K-means 聚类算法	本文算法
空调	200	165	177	82.5	88.5
烧水壶	200	189	193	94.5	96.5
微波炉	200	170	180	85.0	90.0
饮水机	200	185	192	92.5	96.0
电视机	200	150	166	75.0	83.0
总体	1 000	859	908	85.9	90.8

空调与电视机识别率相对较低,是因为空调在启动时波形波动较大,导致提取的特征值不稳定。而液晶电视机属于小功率电器,当整体电路中存在开启的空调或者微波炉时,电视机事件容易被大功率电器的波动淹没,导致事件检测不到。后续工作将不断完善负荷样本特征值数据库,解决由于特征值不稳定导致识别率低的问题。

### 5 结语

与现有的非侵入式负荷监测算法相比,本文的系统设计将瞬态与稳态法结合,采用改进的基于滑

由以上数据可以看出,本文改进的事件监测算法对常见家用电器的识别率达到90%以上或接近。

动窗的双边 CUSUM 算法进一步完善, TOPSIS 相似度算法实现高效率的多特征值精确匹配。使事件检测和负荷辨识现场在线准确率提高 10%~20%。

系统设计满足实际需求,可识别未知负荷,可通过动态设置调整对非线性、小功率负荷有效识别。边缘计算的系统架构很好的解决了多特征值参数的应用带来运算和存储压力。

后续研究将专注于将负荷监测信号处理与用电行为模式识别结合,融合后台人工智能算法的结果,进一步提高系统大数据的应用水平。

#### 参考文献:

- [1] 黎鹏, 余贻鑫. 非侵入式电力负荷在线分解[J]. 天津大学学报, 2009, 42(4): 303-308.  
LI Peng, YU Yixin. Nonintrusive method for on-line power load decomposition[J]. Journal of Tianjin University, 2009, 42(4): 303-308.
- [2] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring [J]. Proceedings of the IEEE, 1992, 80 (12): 1870-1891.
- [3] 高云, 杨洪耕. 基于暂态特征贴适度匹配的家用电负荷识别[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(9): 54-59.  
GAO Yun, YANG Honggeng. Household load identification based on closeness matching of transient characteristic[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(9): 54-59.
- [4] 李静, 杨洪耕. 一种用于家用智能电表的负荷识别方法[J]. 现代电力, 2013, 30(5): 83-89.  
LI Jing, YANG Honggeng. A load identification method for household smart meter[J]. Modern Electric Power, 2013, 30(5): 83-89.
- [5] 高云, 杨洪耕. 基于明可夫斯基距离的家用电负荷分类计量[J]. 电测与仪表, 2013, 50(5): 86-90.  
GAO Yun, YANG Honggeng. Household load measurement by classification based on Minkowski distance [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2013, 50(5): 86-90.
- [6] 刘兴杰, 曹美晗, 许月娟. 基于改进鸡群算法的非侵入式负荷监测[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 235-240.  
LIU Xingjie, CAO Meihan, XU Yuejuan. Non-intrusive load monitoring based on improved chicken swarm optimization algorithm[J]. 2018, 38(5): 235-240.
- [7] 周晨轶, 刘松, 钟潇, 等. 基于差分进化算法的居民用电负荷分解方法[J]. 南方电网技术, 2016, 10(6): 62-69.  
ZHOU Chenyi, LIU Song, ZHONG Xiao, et al. Differential evolution algorithm based residential load decomposition [J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(6): 62-69.
- [8] 李龙, 魏靖, 黎灿兵, 等. 基于人工神经网络的负荷模型预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(8): 225-230.  
LI Long, WEI Jing, LI Canbing, et al. Prediction of load model based on artificial neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 225-230.
- [9] 曲朝阳, 于华涛, 郭晓利. 基于开启瞬时负荷特征的家电负荷识别[J]. 电工技术学报, 2015, 30(增刊1): 358-364.  
QU Zhaoyang, YU Huatao, GUO Xiaoli. The recognition of appliances instantaneous load[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30 (S1): 358-364.
- [10] ROOS J G, LANE I E, BOTHA EC, et al. Using neural networks for non-intrusive monitoring of industrial electrical loads [C]//Conference Proceedings, 10th Anniversary, IMTC/94, Advanced Technologies in I & M, 1994 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. 1994.
- [10] RICHRD-CAI. CUSUM 算法在变点检测中的应用 [EB/OL]. (2016-11-22) [2018-11-01] <https://blog.csdn.net/cai2016/article/details/53289687>.
- [12] 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]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35 (9): 30-35.
- [13] 姬军鹏, 华志广, 胡雪利, 等. 基于 PSO 的无源电力滤波器支路拓扑的优化设计[J]. 西安理工大学学报, 2014, 30(2): 231-237.  
JI Junpeng, HUA Zhiguang, HU Xueli, et al. Optimal design of branch topologies of passive power filter based on PSO [J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2014, 30(2): 231-237.
- [14] 耿子惠, 崔力民, 舒勤, 等. 基于 TOPSIS 算法的电力通信网关键节点识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 78-86.  
GENG Zihui, CUI Limin, SHU Qin, et al. Crucial node decision algorithm based on TOPSIS algorithm in electric power communication network[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 78-86.
- [15] 张红梅, 孙洁, 许仪勋, 等. 基于暂态特征聚类的家用负荷识别[J]. 电子技术与软件工程, 2015, (6): 185-186.  
ZHANG Hongmei, SUN Jie, XU Yixun, et al. Household load identification based on transient feature clustering[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2015, (6): 185-186.

(责任编辑 王绪迪)