

基于CUSUM和加权欧氏距离的 电器分析监测装置设计

陈家栋 张 钊

(桂林电子科技大学电子信息学院 北海 536000)

摘要: 针对当前高精度的负荷识别算法复杂度高,难以实现低成本电器监测装置,以及单一依据稳态特征难以实现高精度电器识别问题,本文设计了一款基于CUSUM和加权欧氏距离的低成本电器分析监测装置。该装置通过采样电路采集电器工作状态的电参数特征,以稳态有功功率、无功功率和暂态功率过冲幅度建立三维电器特征库,利用改进的CUSUM控制图实现具有过冲幅度检测功能的电器投切事件检测,通过特征加权的欧氏距离模型完成电器工作状态识别。实验结果表明,本文设计的监测装置平均电器识别准确率高达97.3%,验证了设计方案的可行性。

关键词: 电器监测;CUSUM;欧氏距离;三维特征库;过冲检测

中图分类号: TM933 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4017

Design of appliances monitoring device based on CUSUM and weighted Euclidean distance

Chen Jiadong Zhang Zhao

(College of Electronic Information, Guilin University of Electronic Technology, Beihai 536000, China)

Abstract: In view of the high complexity of the current high-precision load identification algorithm, which is difficult to achieve low-cost appliances monitoring devices, and the problem that it is difficult to achieve high-precision appliances identification only based on steady-state characteristics, designs of a low-cost appliances analyzing and monitoring device based on CUSUM and weighted Euclidean distance is proposed. The device collects the electrical parameter characteristics of the working state of the electrical appliance through the sampling circuit, establishes a three-dimensional electrical feature library based on the steady-state active power, reactive power and transient overshoot power amplitude, uses the CUSUM control chart to realize the detection of appliance switching event with the overshoot amplitude detection function, and completes the identification of appliance working state through the weighted European distance model. The experimental results show that the average appliance identification accuracy of the monitoring device designed in this paper is 97.3%, which verifies the feasibility of the design scheme.

Keywords: appliance monitoring; CUSUM; Euclidean distance; 3D feature library; overshoot detection

0 引 言

随着现代化智能电网的发展和响应节能减排的号召,面向用户个性化需求,满足用户对详情用电行为的知情权,提高居民用电效能^[1-3],减少能源浪费,电器分析监测装置逐渐成为构建现代化智能电网不可缺失的关键部分之一。

为了提高负荷监测识别准确率,国内外学者提出各种改进的识别算法。文献[1]采用加权方式对k最邻近(k-nearest neighbor, kNN)算法进行改进,针对电压-电流(voltage-current, V-I)轨迹缺失数值特征的不足,提出基于

综合相似度的类别判决方法,提高了用电设备的识别准确率。文献[2]提出一种基于U-I轨迹曲线精细化识别的非侵入式负荷监测方法,实现对用户负荷有效的非侵入式监测。文献[3]提出一种颜色编码负荷标识构建方法,并依托边缘计算架构合理分配计算任务,根据边缘端和云端计算资源分别部署合适的深度学习模型进行负荷识别。文献[4]提出基于Adaboost的反向传播(back propagation, BP)神经网络负荷识别算法,集成多个BP神经网络以提高识别准确率。文献[5]针对不同稳态特征对识别结果的影响程度不同,采用特征加权的kNN算法对未知负荷信号进行识别,以提高

识别准确率。文献[6]通过自动学习负荷的特征实现负荷的分类,采用卷积神经网络模型进行非侵入式负荷特征提取,从而实现负荷辨识。文献[7]通过贝叶斯信息准则实现特征筛选,采用基于加权皮尔逊距离的密度峰值法实现居民用电负荷曲线形态的准确识别,并利用改进的长短期记忆网络对精细分类的居民用电负荷模式进行预测。文献[8]通过建立负荷稳态波形模版库,并测量家庭用户电流的稳态波形,利用动态时间弯曲算法计算与模版库波形的距离来识别家用负荷。文献[9]提出一种基于新型局部功率直方图描述符的智能非侵入式负荷监测系统,并提出一种改进的k近邻算法,以提高不同类别电器之间的辨别能力。文献[10]提出一种用于非侵入负荷监测的V-I轨迹使能转移学习方法。在视觉识别数据集上预处理的深度学习模型被转移以训练NILM的分类器,链接不同领域之间的知识,并通过颜色编码将V-I轨迹转换为视觉表示,增强了负载签名的唯一性。文献[11]提出一种基于V-I轨迹特征的非侵入式负荷监测算法,通过平滑和插值提取V-I轨迹的增量,并量化了10个V-I轨迹特征,采用支持向量机多分类算法进行负载识别。文献[12]通过智能电源插座采集家电功耗数据,提取了典型家用电器的占用行为和功耗特征,利用贝叶斯分类模型识别家用电器。文献[13]提出一种基于长短期记忆网络深度学习模型的负荷辨识方法。利用高斯窗移动变点寻优算法监测负荷事件,提取谐波分量作为负荷特征,建立信息间的映射关系,实现对用电设备类型及其运行状态的精准辨识。

大部分学者主要针对电器识别进行算法改进,为了提高识别准确率,不断加大了算法的复杂度,并未涉及监测装置的整体方案设计和实现的经济性考虑,也没有针对检测装置在噪声干扰因素影响下,对特征参数检测过程做详细检测方案设计。因此,本文从监测系统框图、关键电路设计、电器投切事件检测方法以及提高电器识别准确率等多方面考虑,结合偏差累积和(cumulative sum, CUSUM)检测法、三维特征库和特征加权的欧氏距离识别方法,设计了一款低成本的电器分析监测装置。

1 电器分析监测系统设计

1.1 监测系统框图

图1为电器监测系统框图。监测装置安装于用户电力入口和用户电器之间,通过电压互感器VT和电流互感器CT将电源线上的大信号变换成可采集的小信号,再通过模数转换器和控制器采集电压、电流、有功功率、无功功率等电参数,通过提取不同电器工作时的不同电参数表征,与特征库进行对比匹配,从而达到识别监测用电器状态的目的。装置可通过屏幕和按键实现人机交互。

1.2 关键电路设计

1) 电流采样电路

图2为电流采样电路,CT为电流互感器; R_1 为采样电

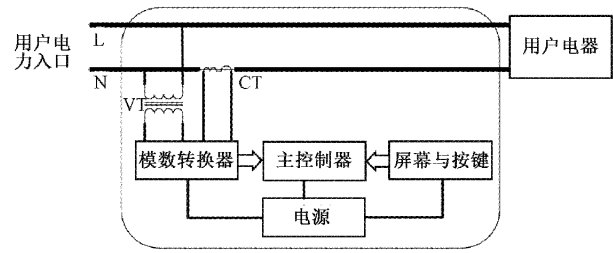


图1 电器监测系统框图

阻,将电源母线电流信号变换成电压信号。 R_1 和 C_1 、 R_2 和 C_2 构成了RC低通滤波器,滤除干扰,防止混叠。

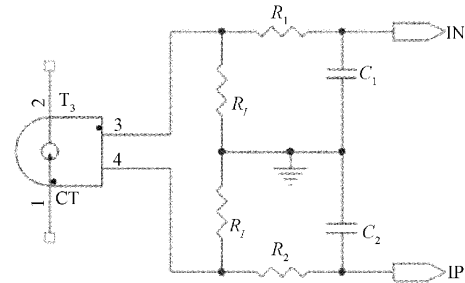


图2 电流采样电路

采样电阻值的选择须同时满足两个条件:(1)小于电流互感器的最大负载电阻;(2)采样信号不能超出模数转换量程。计算依据式(1):

$$2R_1 = \frac{V_{full}}{M \times Gain \times \frac{I_{max}}{K}} \quad (1)$$

其中, V_{full} 为ADC满量程输入电压; M 为余量倍数(考虑电网波动,取 $M=1.1$); I_{max} 为最大输入电流; K 为互感器变比; $Gain$ 为采样信号增益(本设计 $Gain=1$)。

2) 电压采样电路

图3为电压采样电路,VT为电压互感器; R_v 为采样电阻; R_{cl} 为限流电阻; R_3 和 C_3 、 R_4 和 C_4 构成了RC低通滤波器。

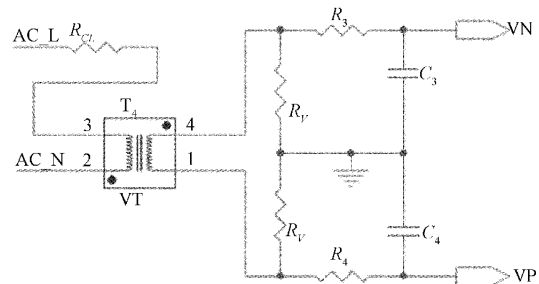


图3 电压采样电路

限流电阻 R_{cl} 由式(2)确定。

$$R_{cl} = \frac{M \times U}{I} \quad (2)$$

其中, U 为输入最大电压; I 为电压互感器额定输入电流; M 为余量倍数,需考虑电网波动决定。

采样电阻 R_v 由式(3)确定。

$$2R_v = \frac{V_{full}}{M \times I_m} \quad (3)$$

其中, V_{full} 为 ADC 满量程输入电压; M 为余量倍数; I_m 为电压互感器输出电流最大值。

3) 模数转换及主控部分

模数转换电路可采用具有单相多功能计量 IC 器件 ADE7953, 该器件内置 3 个 ADC, 且提供测量视在、无功和有功功率等功能。本文采用核心频率达 168 MHz 的具有快速运算处理能力的 STM32F407VE 作为主控芯片。

1.3 PCB 设计注意事项

PCB 设计如图 4 所示, 需特别注意前端模拟采样电路和电网输入的高压部分。采样的电压和电流信号十分微弱, 容易受到干扰, 走线应尽量短, 需避开干扰大的元件。电压和电流都是差分信号, 虽然频率不高, 但是在布线方便的情况下尽量使两条差分线的长度相等, 使两端线路阻抗一致。数字芯片的噪声较大, 容易干扰模拟芯片, 所以应使用单点接地。高压电布线离弱电布线至少有 2.5 mm 的安全间距, 并做好高压标识。大电流流经的线, 其宽度宜大些或开窗镀锡, 避免发热。为了达到更好的去耦效果, 去耦电容应尽量靠近芯片输入端。

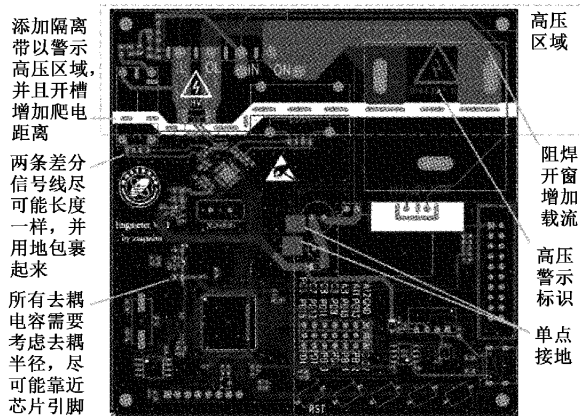


图 4 PCB 设计

2 基于 CUSUM 和加权欧氏距离的电器分析监测方法

2.1 电器特征参数的分析

各种电器内部的电路结构都存在差异, 表现出来的电特征参数也必然存在不同, 就像每个人拥有不同的生物特性一样。因此, 可依据电器特征参数的不同表征来识别电器的工作状态。常见的电器特征参数有电压、电流、功率、相角等。图 5 和 6 分别为接入节能灯、风扇、热水器后电源线的电压和电流波形特征, 由图 5 可知, 当接入小功率电器时, 电源母线的电压变化不大; 当接入大功率电器时, 母线电压变化较大。由图 6 可以看出, 不同电器的电流特征也存在差异, 通常非阻性负载电流波形畸变严重含有丰富的

谐波, 如节能灯。瞬时电流值作为最原始数据使用非常灵活, 但是数据量大, 处理复杂, 对处理器处理能力有一定要求。

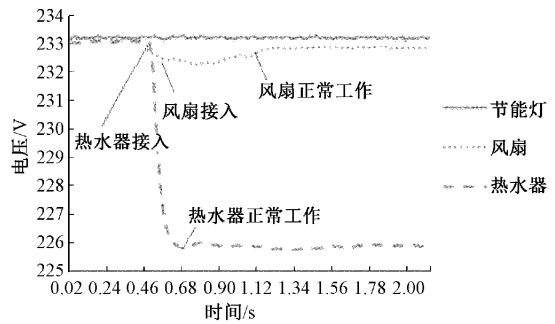


图 5 电器瞬时电压特征

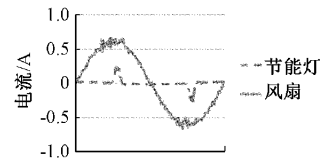


图 6 电器瞬时电流特征

电器的功率特征分为有功功率、无功功率和视在功率。图 7 为电器稳定工作时的有功和无功功率特征。单一从有功或无功功率就能区分功率差别大的电器, 但难以识别功率差别甚微的电器。由图 7 可以看出, 各电器的有功和无功功率差距较大, 若将有功、无功两个维度转至一个坐标系上, 如图 8 所示, 可以看出, 电器在坐标平面上分布更加离散, 更有利于归类辨别。

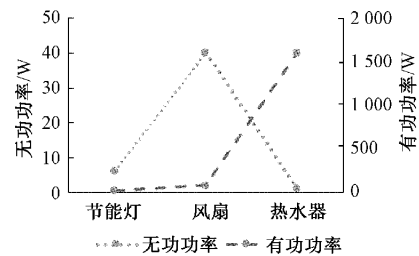


图 7 电器有功和无无功功率特征

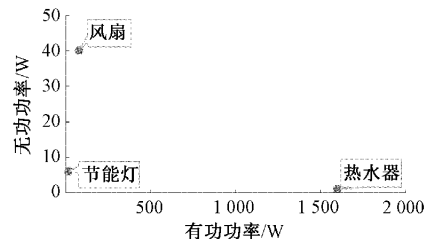


图 8 电器有功与无功的组合分布

图 9 为电器启动时功率暂态波形特征。由图可知, 节能灯、风扇等非电阻性电器启动时有很大的过冲量, 热水器等阻性负载启动过程无过冲现象。过冲暂态持续的时间、

幅度、波形在不同电器上都有不同的表现,均可作为识别电器的重要依据。

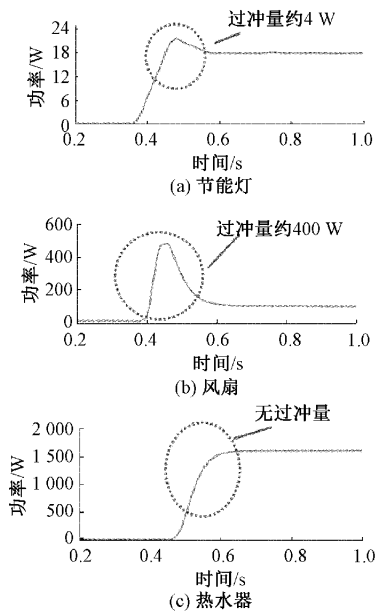


图9 电器启动功率暂态特征

经上述分析,本文选取有功功率、无功功率和启动时暂态功率的过冲振幅3个辨识度较高的特征参数,建立三维电器特征库,为电器识别提供重要依据。

2.2 电器分析监测基本思路

用电器分析监测流程如图10所示。装置设有学习和监测两种模式,可通过按键切换。在学习模式下,选择一个编号,确定后开始学习,装置等待用户插入电器,超时1 min退出,学习成功后存储电器特征参数。在监测模式下,装置实时获取电源线上的电流、电压、功率等电参数信息,数据经预处理后,通过事件检测算法检测是否有电器状态发生改变;若监测到有电器状态改变,装置将提取电器的功率特征,并将提取到的功率特征传递到电器识别算法,从而识别出当前状态改变的电器,并显示相关信息。

2.3 数据预处理

电器分析监测所需采集的数据中,通常混杂了电路产生的和电器工作时造成的噪声。为了提高抗噪声干扰能力,需要对采集的数据进行去噪声预处理。本文采用滑动中值滤波处理功率时间序列的毛刺。

设功率时间序列为 $P = \{p(k) \dots\}_{k=1}^{\infty}$, 定义一个长度为 L 且为奇数的时间窗口,某一个时刻 k 窗口的值为 $P\{p(k-L-1), p(k-L), \dots, p(k)\}$, 将其排序后,位于窗口中心的值即为 k 时刻去噪后的有效采样值。如式(4)所示, $P(t)$ 为中值滤波的结果。

$$P(t) = \text{Median}\{\text{sort}[p(k-L-1), p(k-L), \dots, p(k)]\} \quad (4)$$

窗口长度 L 的取值越大对噪声的抑制越明显,但是取

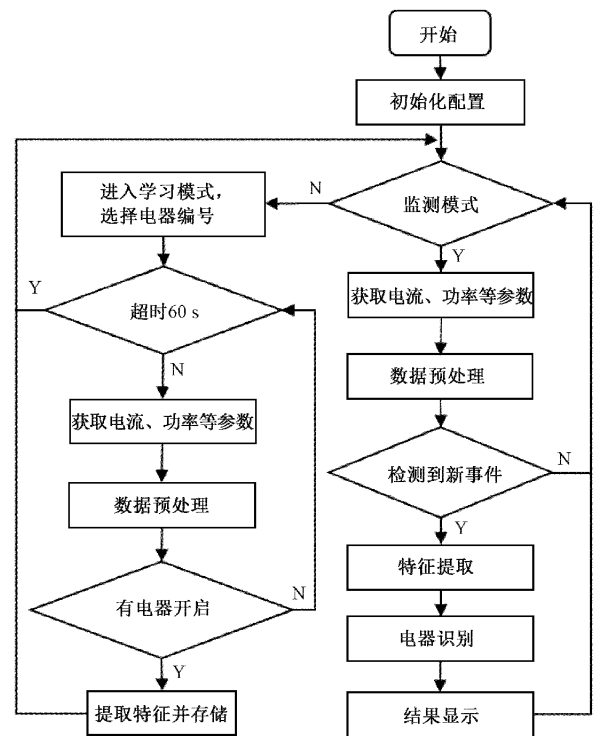


图10 用电器分析监测流程

值越大相位延迟越大,对过冲量的获取误差越大,故需结合实际折中选择。图11为滤波前后,节能灯功率数据波形效果。

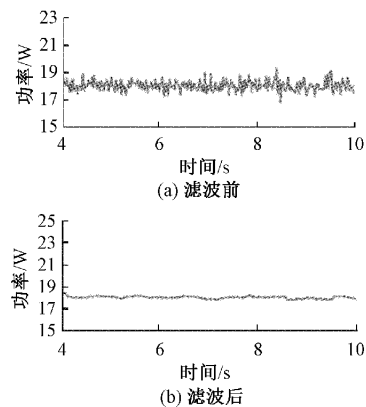


图11 滤波前后节能灯的功率数据波形

2.4 带过冲幅度检测功能的电器投切事件检测方法

本文在基于滑动窗的CUSUM暂态事件检测算法^[14-15]基础上,对电器投切事件检测过程进行了改进,增加了瞬态过冲幅度检测功能。

电器投切变点检测函数如式(5)和(6), g_k^+ 正向累计和,用于检测电器投入变点; g_k^- 为反向累计和,用于检测电器切断变点, x_k 为 k 采样点数据(本文为某时刻检测窗口功率均值 M_d), μ_0 为变点前的均值(本文为均值窗口功率均值 M_d), β 为噪声值, H 为判断事件发生的阈值。

$$\begin{cases} g_0^+ = 0 \\ g_k^+ = \max\{0, g_{k-1}^+ + x_k - (\mu_0 + \beta)\} \\ g_k^+ > H, \text{事件发生} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} g_0^- = 0 \\ g_k^- = \max\{0, g_{k-1}^- - x_k + (\mu_0 - \beta)\} \\ g_k^- > H, \text{事件发生} \end{cases} \quad (6)$$

由于电器投入和切断事件检测过程类似,本文结合电器投入检测过程说明事件检测方法,如图 12 所示。设一个功率采样序列为 $P = \{p(i) \cdots\}_{i=1}^{\infty}$, 在该时间序列内有两个滑动窗口:均值窗口(WA)和检测窗口(WD),窗口长度分别为 m 和 n ,两个窗口拼接称为一个事件检测窗口。均值窗口和检测窗口的平均值分别为 M_a 和 M_d 。两个窗口滑动步进为 1。

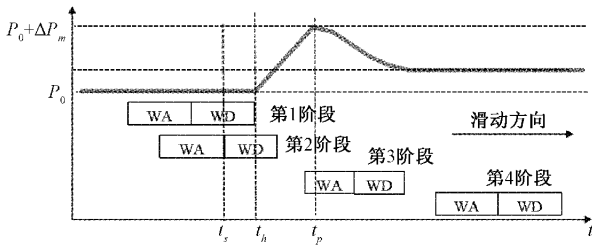


图 12 电器投入事件检测过程

电器投入事件检测过程包含 4 个阶段:

1)第 1 阶段:事件发生之前,均值窗口和检测窗口的均值相等, $\mu_0 = M_a \approx M_d, g^+ + 0 = 0$ 。

2)第 2 阶段为事件变点检测阶段:在事件发生时,检测窗口值 M_d 持续变化,均值窗口值 M_a 不变;

设 t_s 为检测窗口起始时刻, t_h 为事件发生时刻, $t_s \sim t_h$ 之间的采样点数为 n_k ;令 $n_d = n - n_k, 1 \leq n_d \leq n$, 设 i 采样点的功率增量为 $\Delta P_i = P_i - P_0$, 则此阶段内每个时刻 M_a 和 M_d 的值为:

$$M_a = P_0 \quad (7)$$

$$M_d = \frac{1}{n} \sum_{i=t_s}^{t_s+n-1} p_i = \frac{1}{n} \sum_{i=t_s}^{t_s+n-1} (p_0 + \Delta p_i) = p_0 + \frac{1}{n} \sum_{i=t_s}^{t_s+n-1} \Delta p_i \quad (8)$$

因此,

$$M_d - M_a = \frac{1}{n} \sum_{i=t_s}^{t_s+n-1} \Delta p_i \quad (9)$$

可求得此阶段功率差累计和如式(10),式中 $1 \leq n_d \leq n$ 。

$$g_{kd}^+ = \frac{1}{n} \sum_{i=t_s}^{t_s+n-1} (t_h + n_d - i) \Delta p_i - n_d \beta \quad (10)$$

设能检测的最小变化功率为 ΔP_{\min} , 则:

$$g_{kd}^+ \geq \frac{1}{n} \sum_{i=t_s}^{t_s+n-1} (t_h + n_d - i) \Delta p_{\min} - n_d \beta \geq \frac{(1+n_d)n_d}{2n} \Delta p_{\min} - n_d \beta \quad (11)$$

由于 $1 \leq n_d \leq n, 1 \leq n_d \leq n$, 故此阶段:

$$\frac{\Delta p_{\min}}{n} - \beta \leq g_{kd(\min)}^+ \leq \frac{(1+n)}{2} \Delta p_{\min} - \beta \quad (12)$$

为了避免容易触发和漏检,选择上限值的一半作为阈值 H , 因此:

$$H = \frac{(1+n)}{4} \Delta p_{\min} - \frac{\beta}{2} \quad (13)$$

3)第 3 阶段为过冲峰值检测阶段:若出现过冲现象,均值窗口和检测窗口的均值均先上升后下降。当首次出现满足式(14)条件时,过冲峰值 P_{peak} 必然出现在均值窗口内,式中 P_k 为均值窗口起始时刻采样点数据,为了提高抗干扰能力,引入噪声限定判断条件。此时,过冲峰值 $P_{peak} = \max\{p(k), p(k+1), \dots, p(k+m)\}$ 。

$$\begin{cases} p_k > p_{k+m} > p_{k+m+n} \\ p_k > p_{k+m+n} + \beta \end{cases} \quad (14)$$

4)第 4 阶段为事件结束检测阶段:此阶段 M_a 和 M_d 保持不变, $M_a \approx M_d$ 。需要注意的是,第 3 阶段当均值窗口上升而检测窗口下降时,也会出现 $M_a \approx M_d$ 的情况。为了避免误判,可通过窗口的头、尾以及中间 3 个数据加以区分。当满足式(15)时,可判定电器已投入稳定工作,当前事件检测结束。检测判断时需注意噪声干扰。

$$\begin{cases} |M_a - M_d| < \beta \\ (p_{k+m} > p_k) \&\& (p_{k+m} > p_{k+m+n}) \neq 1 \end{cases} \quad (15)$$

图 13 为电器投入事件检测流程。 g^+ 累计和初始值设为 0, 当 $M_d > (M_a + \beta)$ 时,说明被观察变量开始波动,计算累计偏差,当 $0 < g_k^+ < H$ 时,有可能发生事件,但偏差累计和尚未达到事件发生的阈值 H , 此时加入延时因子 d (d 初始为 0), d 值随窗口滑动作加 1 操作,直到 $g_k^+ > H$, 可判定有电器投入, $k-d$ 为事件发生的位置。事件发生后,检测过冲功率峰值和结束条件。

在使用事件检测算法前,需要配置的参数包括均值窗口长度 m 、检测窗口长度 n 、事件触发阈值 H 、噪声大小 β 等。

检测窗口长度 n 不宜太长,否则事件检测不灵敏;也不能取太短,否则容易受噪声干扰。通常电器开启 0.1 s 内出现峰值,因此取检测窗口时长约 0.1 s, 采样点时间间隔按照 1 ms 估算,故取 $n=100$ 。

均值窗口的长度 m 应满足在检测窗口前能代表某一段时间的特征。数值不宜太小,否则容易受到噪声干扰,本文取 $m=200$ 。

噪声大小 β 可根据待测电器波动选取,虽然研究的中大功率负载波动较大,但经均值处理后的噪声已减小,取噪声参数 $\beta=0.5$ W。

本文研究的电器最小功率为 1 W, 设最小变化功率 $\Delta P_{\min}=1/10$ W, 由式(13)可估算出阈值 H 。

$$H = \frac{(1+100)}{4} \times 0.1 \text{ W} - \frac{0.5 \text{ W}}{2} \Rightarrow H = 2.275 \text{ W}$$

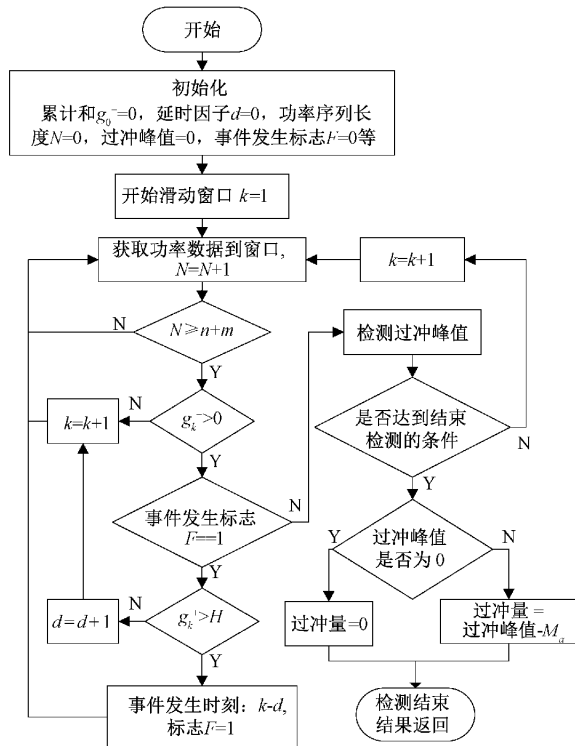


图 13 电器投入事件检测流程

2.5 特征提取

可利用式(16)提取功率特征,式中 $P(t)$ 看作电器投切前 t 时刻的功率, $P(t + \Delta t)$ 是电器投切事件检测后的稳定功率,设功率增量为 ΔP , $|\Delta P|$ 即为电器的功率特征。

$$\Delta P = P(t + \Delta t) - P(t) \quad (16)$$

2.6 基于加权欧氏距离的电器识别

本文使用最邻近法则识别待监测电器,如图 14 所示,将待监测电器识别为与其最近距离最近的特征库样本类型。

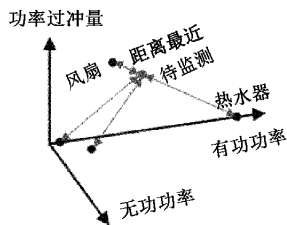


图 14 欧氏距离电器识别示意图

样本间距离计算采用欧氏距离模型。设 P 是 n 维实向量特征空间 R^n ; $P_j, P_k \in P$; $P_j = (P_j^{(1)}, P_j^{(2)}, \dots, P_j^{(n)})^T$, $P_k = (P_k^{(1)}, P_k^{(2)}, \dots, P_k^{(n)})^T$, P_j 和 P_k 间的欧氏距离计算如式(17)。

$$D(P_j, P_k) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (P_j^{(i)} - P_k^{(i)})^2} \quad (17)$$

本文使用有功功率 P_a 、无功功率 P_{ra} 和功率过冲幅度 P_{ov} 组成三维特征空间,模型样本间的距离可表示

为式(18)。

$$D(P1, P2) = \sqrt{(P1_a - P2_a)^2 + (P1_{ra} - P2_{ra})^2 + (P1_{ov} - P2_{ov})^2} \quad (18)$$

测试中发现,电器使用过程中无用功率相对稳定,具有更高的置信度,因此引入权重 w ,进一步将式(18)改成变权的欧氏距离,如式(19),经试验取 $w_1=0.3, w_2=0.4$ 。

$$D(P1, P2) = \sqrt{w_1(P1_a - P2_a)^2 + w_2(P1_{ra} - P2_{ra})^2 + (1 - w_1 - w_2)(P1_{ov} - P2_{ov})^2} \quad (19)$$

3 测试结果分析

如图 15 为监测模式下屏幕显示内容。第 1 行显示电源线电压值和功率因数 PF;第 2 行显示当前投切电器的工作电流值和有功功率;第 3 行显示电器的数字标识;第 4 行指示对应电器的识别状态:“+”代表电器投入,“-”代表电器切断。

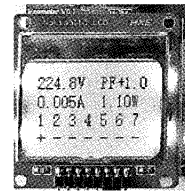


图 15 监测模式屏幕显示

投入热得快的监测结果如图 16 所示。

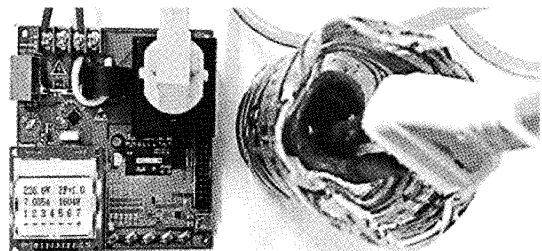


图 16 热得快监测结果

系统选取了自制 1 W 负载、风扇、节能灯、IPTV 机顶盒、路由器、卫星机顶盒和热得快 7 个电器进行测试,表 1 为电器的测试参数及识别效果。

由表 1 可以看出,装置的电器识别准确率较高,平均达 97.3%。其中,卫星机顶盒识别准确率相对较低,为了究其原因,采样了该电器从启动到稳定工作的功率波形,发现在启动时偶尔有正向的功率阶跃,如图 17,致使装置误判为另外一个电器启动,导致识别错误,需从事件检测算法上着手进行改进。

本文所设计装置的负荷平均识别准确率比文献[2]高 0.2%,比文献[5]高 3.9%,比文献[6]的最高识别准确率也仅差 1%。文献[2]和[6]采用了深度卷积神经网络识别算法,虽然识别准确率高,但由于对处理器的要求较高,导致装置的成本增加,如使用树莓派 4B 平台,成本将近千元

表 1 电器测试参数及识别效果

编号	电器类型	电流/ mA	功率/ W	功率过冲幅值/ W	识别准确率 (测试 100 次)/%
1	1 W 负载	5	1	0	100
2	风扇	429	100	378	98
3	节能灯	77	17.9	4	97
4	IPTV 机顶盒	32	4.0	7	99
5	路由器	35	4.2	3	98
6	卫星机顶盒	43	6.9	14	93
7	热得快	7 085	1 604	0	96

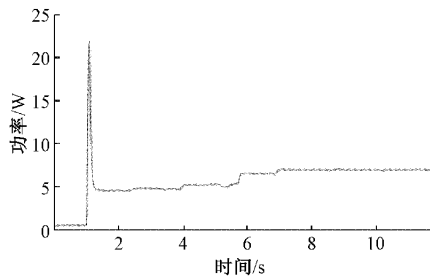


图 17 卫星机顶盒启动瞬时功率

左右。而本文所设计装置的成本为百余元,在保证了低成本的同时,也实现了相对较高的识别准确率。

4 结 论

本文针对当前高精度的基于深度学习的负荷识别算法复杂度高,难以实现低成本电器监测装置,以及单一依据稳态特征难以实现高精度电器识别问题,利用改进的电器投切检测过程,提取稳态有功功率、无功功率和暂态功率过冲幅度,建立三维特征库,结合偏差累计和 CUSUM 法和加权欧氏距离模型,设计了一款电器分析监测装置,实践证明设计方案可行。设计方案具有两大优势:1)经济可行,整个监测装置的成本约为百余元。相对于基于深度学习的复杂识别算法因对处理器要求高而造成的几百上千元成本,本装置的设计方法具有较大的成本优势;2)识别准确率高,平均识别准确率达 97.3%。本装置后续需研究改善的方向主要有:1)提高抗干扰能力,主要针对部分电器运行过程中偶然出现不稳定信号(如阶跃信号)、大功率电器波动大、以及电网波动等导致识别错误问题;2)在线学习,在不影响其他电器正常运行的情况下,对新电器进行训练学习,并把新电器的特征添加到特征库中;3)信息联网与智能控制,实现与电能供应商的信息交互、用电器的智能调控、以及过载保护等。

参考文献

[1] 延菲,张瑞祥,孙耀杰,等.基于改进 kNN 算法的非侵入式负荷识别方法[J].复旦学报(自然科学版),2021,60(2):182-188.

- [2] 汪颖,杨维,肖先勇,等.基于 U-I 轨迹曲线精细化识别的非侵入式居民负荷监测方法[J].电网技术,2021,45(10):4104-4113.
- [3] 陈军锋,王雪,张效天.非侵入式负荷识别边缘计算颜色编码研究[J].仪器仪表学报,2020,41(9):12-19.
- [4] 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):3268-3274.
- [5] 朱浩,曹宁,鹿浩,等.基于特征加权 KNN 的非侵入式负荷识别方法[J].电子测量技术,2022,45(8):70-75.
- [6] 张玉天,邓春宇,刘沅昆,等.基于卷积神经网络的非侵入负荷辨识算法[J].电网技术,2020,44(6):2038-2044.
- [7] 夏飞,张洁,张浩,等.基于 BIC 准则和加权皮尔逊距离的居民负荷模式精细识别及预测[J].电子测量与仪器学报,2020,34(11):33-42.
- [8] 祁兵,董超,武昕,等.基于 DTW 算法与稳态电流波形的非侵入式负荷辨识方法[J].电力系统自动化,2018,42(3):70-76.
- [9] HIMEUR Y, ALSALEMI A, BENSAAFI F, et al. Smart non-intrusive appliance identification using a novel local power histogramming descriptor with an improved K-nearest neighbors classifier [J]. Sustainable Cities and Society, 2021, 67: 102764.
- [10] LIU Y CH, WANG X, YOU W, et al. Non-intrusive load monitoring by voltage-current trajectory enabled transfer learning [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5609-5619.
- [11] WANG L J, CHEN X M, WANG G, et al. Non-intrusive load monitoring algorithm based on features of V-I trajectory [J]. Electric Power Systems Research, 2018, 157: 134-144.
- [12] YAN D, JIN Y, SUN H, et al. Household appliance recognition through a bayes classification model [J]. Sustainable Cities and Society, 2019, 46: 101393.
- [13] 刘恒勇,刘永礼,邓世聪,等.一种基于 LSTM 模型的电力负荷辨识方法[J].电测与仪表,2019,56(23):

62-69.

- [14] 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.
- [15] 史帅彬,张恒,邓世聪,等.基于复合滑动窗的CUSUM暂态事件检测算法[J].电测与仪表,2019,56(17):13-18.

作者简介

陈家栋,硕士,讲师,主要研究方向为测试计量技术及仪器。

E-mail:sun_splendid@163.com

张钊(通信作者),工程师,主要研究方向为嵌入式系统。

E-mail:742191714@qq.com