

# 实时解聚分析家庭能源消耗事件的基础设施仲裁传感新方法

周求湛<sup>1</sup>,胡继康<sup>1</sup>,刘萍萍<sup>2</sup>,车 遥<sup>1</sup>,陈永志<sup>1</sup>

(1. 吉林大学 通信工程学院,长春 130022;2. 吉林大学 计算机科学与技术学院,长春 130012)

**摘要:**提出了一种全新的根据家庭中实时水电能源消耗事件的分析方法。首先设计了一套城市居民水电能源消耗的通用感知系统,采用基础设施仲裁传感技术,获取家庭中的水电消耗数据。其次,采用功率谱向量时间追赶算法和最近邻居分类算法,依据开关电源设备向电力线辐射的高频电磁干扰特性,实现了对用电设备的快速识别和分类;采用滑动窗技术和基于向量内积的模式识别方法,可以快速分类出用水设备。通过在实际家庭中的验证,本方法达到了 95% 的设备识别和分类精度。最后,可将分析和处理的结果通过以太网上传到云存储端。家庭水电能源消耗的解聚分析是完成对家庭能源的监控和居民行为分析的基础。

**关键词:**信息处理技术;居民行为分析;水电事件感知;能量监控;基础设施仲裁传感

**中图分类号:** TN911.6    **文献标志码:**A    **文章编号:**1671-5497(2014)02-0516-09

**DOI:**10.13229/j.cnki.jdxbgxb201402038

## New method of real-time disaggregation and analysis of residential resource consumption events using infrastructure-mediated sensing

ZHOU Qiu-zhan<sup>1</sup>, HU Ji-kang<sup>1</sup>, LIU Ping-ping<sup>2</sup>, CHE Yao<sup>1</sup>, CHEN Yong-zhi<sup>1</sup>

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 2. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun, 130022, China)

**Abstract:** In order to analyze human activities accurately, a new analysis approach is proposed combining with real-time water and electrical events. First, applying infrastructure-mediated sensing technology, a system of sensing residential water and power consumption is designed to obtain the water and electrical usage data. Then, using the power spectrum vector chasing algorithm and k-Nearest Neighbor algorithm, working devices in the home can be recognized and classified according to the abundant of high electromagnetic interference noises generated during the switching of power supply devices. The fixtures in the home can be classified using sliding window technique and pattern recognition algorithm based on the inner product of vector. Via being deployed in real-houses, this approach successfully classifies consumption events in device-level with 95% accuracy. Finally, the analysis and post-process results can be transmitted to a clouding storage via internet. Disaggregated residential water and power consumption is the fundamental of energy monitoring and human activity analysis in a home.

**Key words:** information processing technology; human activities analysis; water and electrical events

**收稿日期:**2013-01-02.

**基金项目:**国家自然科学基金项目(60906034);吉林大学基本科研业务费项目(60481080).

**作者简介:**周求湛(1974-),男,副教授,博士. 研究方向:微弱信号检测. E-mail:zhouqz@jlu.edu.cn

sensing; energy monitoring; infrastructure-mediated sensing

## 0 引言

现在越来越多的研究开始关注居民行为特征的分析,未来生活智能化的发展趋势,使人们有必要更多的来了解每个家庭成员的生活方式。Michael O’Grady 和 Diane J. Cook 等人在 2012 年第 5 期的 Science 上发表的两篇文章中分别提出了构建“智能生活环境”的思想<sup>[1-2]</sup>,这种智能不同于以往“智能家居”中的简单感知,增加了机器学习、模式识别等内涵。

针对水电等能耗事件的检测,包括三大类不同的检测方法:分布式传感、单点传感和基础设施仲裁传感。最早出现的分布式传感检测方法<sup>[3]</sup>,虽然检测精度很高,但缺点是成本高,安装和维修不便,且易引起家庭隐私泄露。到 20 世纪 80 年代,Hart 等人提出了一种称为单点感知的检测方法。在家庭用电力线的入口处安装一个电流传感器,用以检测电流或电压的瞬态噪声变化,结合设备每天工作的统计信息,分析出设备的状态变化<sup>[4]</sup>。基础设施仲裁传感技术利用家庭中现有的基础设施结构,如电力线和家庭管道系统,在普通的设施接口处,通过安装单一的传感器,便可实现对家庭用水或用电事件的检测<sup>[5-6]</sup>。该方法成本低,安装和维护简单。

目前,对家庭水电事件的研究结果,多用在能量监控方面;对居民行为的分析,则基本上采用单一的用水事件或用电事件。基于上述存在的问题,本论文通过检测家庭电力线高频 EMI 噪声和居民供水管道系统中由浪涌和水击现象产生的水压波形变化,提出了一种实时解聚家庭能源消耗的新方法。对用电事件,结合功率谱向量时间追赶算法和最近邻居(kNN)分类算法分析 EMI 噪声,识别和分类用电设备;对于用水事件,采用滑动窗技术和基于向量内积的模式识别算法,实现对用水设备的识别和分类。此外,新测试系统可以将数据通过以太网传输到云存储端,未来可以通过设计和安装相应的客户端软件,方便用户随时随地查看家庭水电设备的工作状态和能量消耗。与此同时,通过对多个家庭水电消耗数据的分析,可以为设备制造商调整产品生产策略,研发新技术提供依据,甚至可以为政府决策规划、舆情分析、环保节能工程等提供有价值的参考。

## 1 特征分析

### 1.1 家庭电力线的 EMI 噪声特性

家庭中的多种电气设备在开关状态和工作时会产生大量的噪声,这是电力线噪声的主要来源。机械开关在打开和关闭时会产生单一的脉冲噪声,内部含有开关电源的设备,如空调,节能灯,电视等会产生周期性的脉冲噪声,并伴随着大量的谐波噪声,连续噪声在一些内部含有电机的设备(如风扇,吸尘器等)工作时会不断产生。按照产生机理的不同,主要分为背景噪声,与工频同步的周期性噪声,时域脉冲噪声,频域脉冲噪声。

背景噪声主要是由配电变压器原边耦合到配电网的噪声,无线电干扰产生的噪声等干扰的综合结果,它几乎覆盖整个频域。背景噪声随着频率的上升明显呈现出下降的趋势,其特性表现为  $1/f$  噪声。在 75~250 kHz 范围内。背景噪声基本保持不变,呈现出白噪声特性。

与工频同步的周期性噪声主要由工频(50 Hz)及其谐波信号产生。这种噪声具有低频幅度强,衰减快的特点。实验结果表明,10 次谐波的幅值即达到可以忽略的程度。

时域脉冲噪声主要由电器的突然切换产生。当一个存在电容或电感等储能元件的电路参数发生变化时,需要一个过渡过程才能达到另一个稳定过程。这种噪声的能量主要集中在低频段。频域脉冲噪声在时域表现为一个稳定频率的干扰噪声,这种噪声主要是由开关电源或谐振产生。

家庭用电设备的电源通常采用线性电源和开关电源(SMPS)。线性电源能量损失多,转换效率比较低。开关电源的工作原理如图 1 所示<sup>[7]</sup>。开关电源由两部分组成:转换部分和控制部分。前者主要包括开关单元,辅助设备和负载传导单元。开关单元通常为半导体开关器件,其开关频率在几十 kHz 至几百 kHz 范围内,通过半导体器件的快速切换,将能量存储在电容、电感等储能元件中。转换部分和控制部分都是产生 EMI 的噪声源,控制部分所辐射的 RF 能量不会对转换部分的操作产生影响,但是转换部分辐射的 EMI 具有很高的能量,会影响到控制部分的操作,因此这些辐射到电力线中的 EMI 噪声,可以被检测出来,并作为鉴别开关电源设备的标签。开关电源

具有体积小、重量轻、效率高的优点,因此,更多的设备开始采用开关电源供电。每个开关电源都有一个工作频率,在工作时会向电力线中辐射大量的EMI噪声,噪声的中心频率正是开关电源的工作频率。

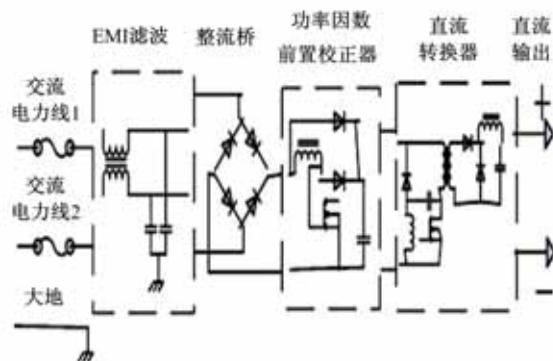


图 1 开关电源的工作原理

Fig. 1 The working principle of SMPS

图 2 为实验室中的开关电源设备开启和关闭时的频谱强度图,从图 2 中可以明显看出,当用电设备开启时,会产生一条窄的谱线,一直持续到设备关闭。这条谱线具有基频强度大、倍频处强度明显减小、并向两边逐渐衰减的特点。衰减的快慢不仅与开关电源本身的元器件特性有关,而且与负载的特性有关。

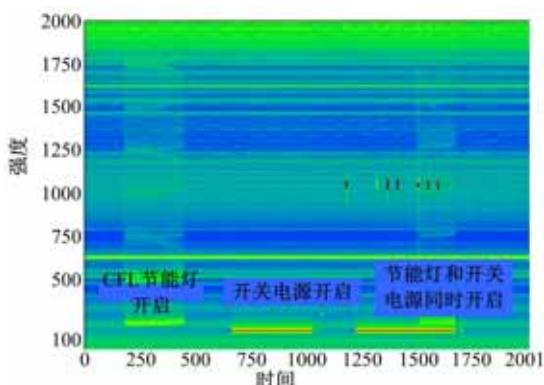


图 2 开关电源开启和关闭时的电力线频谱变化

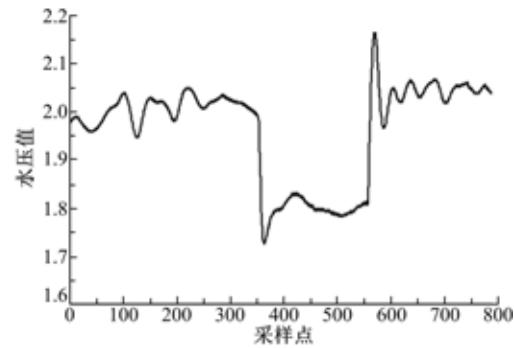
Fig. 2 Frequency domain strength plot of our laboratory

## 1.2 居民管道系统中的水压波形特征

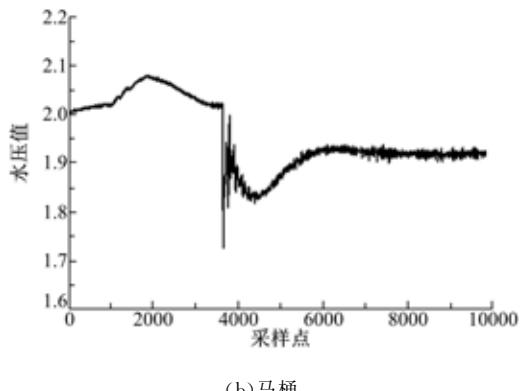
城市居民主要通过公共供水系统获取生活用水。在居民家庭管道系统中普遍安装着压力调节阀、水表和回流阀<sup>[8]</sup>,压力调节阀能够有效调节管道系统中的压力,保持水压的稳定,使水流能够顺利进入管道中。水表用于检测居民的耗水量,作为收费的度量标准;回流阀能够防止家庭水管中的水回流到主供水管道内。

总的来说,家庭自来水管道系统为闭环的压

力系统,当没有用水事件发生时,管道中的压力恒定,一旦有水流流动,水压发生改变,迫使水流向水压减小的方向流动。水压波形经常涉及到两种现象:浪涌和水击。水阀的开或关,使得管道中的水压产生大量的谐波噪声,噪声的幅度依赖于管道中的水压和流过水阀的水流。Froehlich 等人研究发现,特定设备的水压波形特点主要与三个因素有关:水阀的类型、水阀在水管网络中的安装位置以及水阀开关的方式,这些因素影响了水压波形的幅度,但是水压波形的本质特征没有发生变化<sup>[9]</sup>。图 3(a)(b)给出了居民厨房的水龙头和马桶的用水波形,波形特征明显不同,这些特征正是我们分类用水设备的依据。



(a) 厨房水龙头



(b) 马桶

图 3 厨房水龙头和马桶的水压波形特征

Fig. 3 The water pressure wave of faucet in kitchen and toilet

## 2 检测和分类算法

用水、用电事件具有明显不同的特征,比如EMI噪声的频率高,频带窄,带宽一般在2~10kHz之间,并且淹没在大量的电力线噪声中,属于微弱小信号,需要较高的采样率和采样精度;水压波形的变化比较缓慢,幅度改变相对明显,2k的采样率足以满足系统的要求。针对这些差异,

我们设计了不同的传感器和滤波电路。图4为系统的整体构架。为了便于家庭用户对传感器的安装,系统采用无线通信的方式,将采集处理后的数据传输到个人计算机,并将结果通过Internet发布到云存储端,方便用户进行远程查看。同时,可以对大量的家庭水电消耗数据进行分析,得出居民现有的水电利用效率,为政府决策制定者、环保节能工程提供有价值的参考。

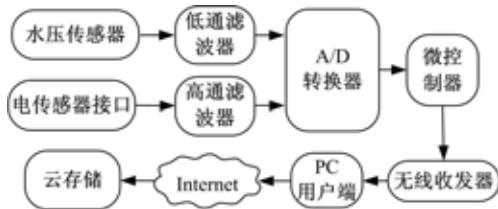


图4 系统的整体构架图

Fig. 4 The framework of the system

## 2.1 家庭用电事件的检测和分类方法

开关电源辐射到电力线中的EMI噪声具有频率高、幅度小的特性<sup>[10]</sup>,因此为了消除工频和低频噪声干扰,本文设计了一个高通滤波器(HPF)。滤波器的截止频率设置在10 kHz左右。原理如图5(a)所示,其前端的C<sub>1</sub>、C<sub>2</sub>选用高

耐压电容,耐压值至少为电力线电压值的2倍以上。图5(b)所示为该高通滤波器的幅值和相位响应图,滤波电路的系统响应函数为

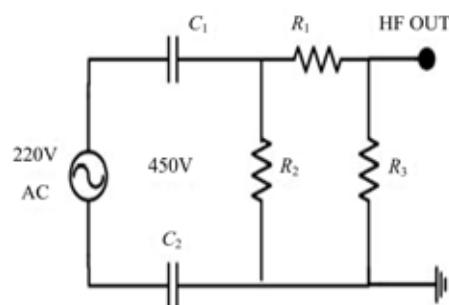
$$G(F) = \frac{U_o}{U_i} = \frac{2\pi j f C_1 C_2 R_2 R_3}{2C_1(R_1 + R_2 + R_3) + 2\pi j f C_1 C_2 R_2 (R_1 + R_3)} \quad (1)$$

该模拟高通滤波器能够有效地抑制低频EMI噪声、工频及其谐波噪声。同时不会损失由开关电源向电力线辐射的高频EMI噪声的特征。

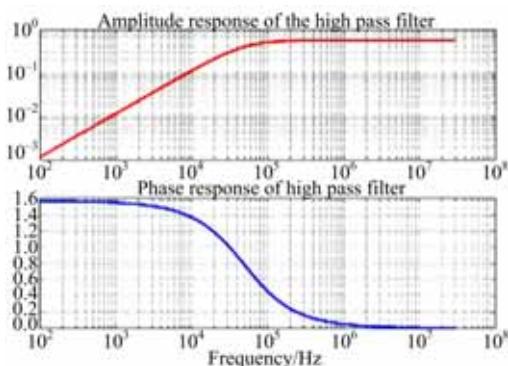
经过高通滤波器的信号中含有很多的背景噪声,因此需要对原始的数字信号进行加窗处理<sup>[11]</sup>。窗函数采用类似于hanning窗和parzen窗的结构。为了识别用电设备,系统需要达到百Hz级的频率分辨率,同时为了进一步放大EMI噪声信号与电力线中干扰信号在幅度上的差异,我们采用多点进行功率谱变换。首先将经过数字滤波的信号进行分段处理,每段包含2048个点,然后对分段的数据进行功率谱变换。以包含2048个数据点的一段数据为例,变换后的频率分辨率为122 Hz/bin。当所有的用电设备都不工作时,电力线中的噪声称为基底噪声,幅值一般处于-100~20 dBm之间,是非常微弱的。当有设备工作时,辐射的EMI的信号值一般高于基底噪声8~40 dB。为了获取相对稳定的基底频域向量,需要对多段向量进行平均化处理。本文使用了滑动窗技术,多次实验中采用的窗尺寸为30个频域向量的平均值。

频域向量经过平均处理后,为了快速准确地识别出用电事件,本文设计了一种称为“频域向量时间追赶”的算法。当用电设备开始工作时,对当前时刻的频谱向量和前一时刻的频域向量求差,用电设备的工作状态的变化会在差频向量中体现出来。算法示意如图6(a)(b)(c)所示。

图6(a)为设备未工作时的基底噪声频域向量;图6(b)为设备开始工作的瞬间的频域向量,但很难分辨出用电事件是否发生,而图6(c)为两向量做差所得的差频向量,由图6(c)可见,在用电设备工作的中心频率处,信号的幅值有了很大的变化,高出基底噪声将近40 dB,依据此特点,可以快速准确地捕获用电事件的发生。图6中此设备的中心频率、噪声幅值均有所体现。算法具体的数学描述如公式为



(a)高通滤波器原理图



(b)幅值及相位响应图

图5 高通滤波器参数

Fig. 5 The parameter of the HPF

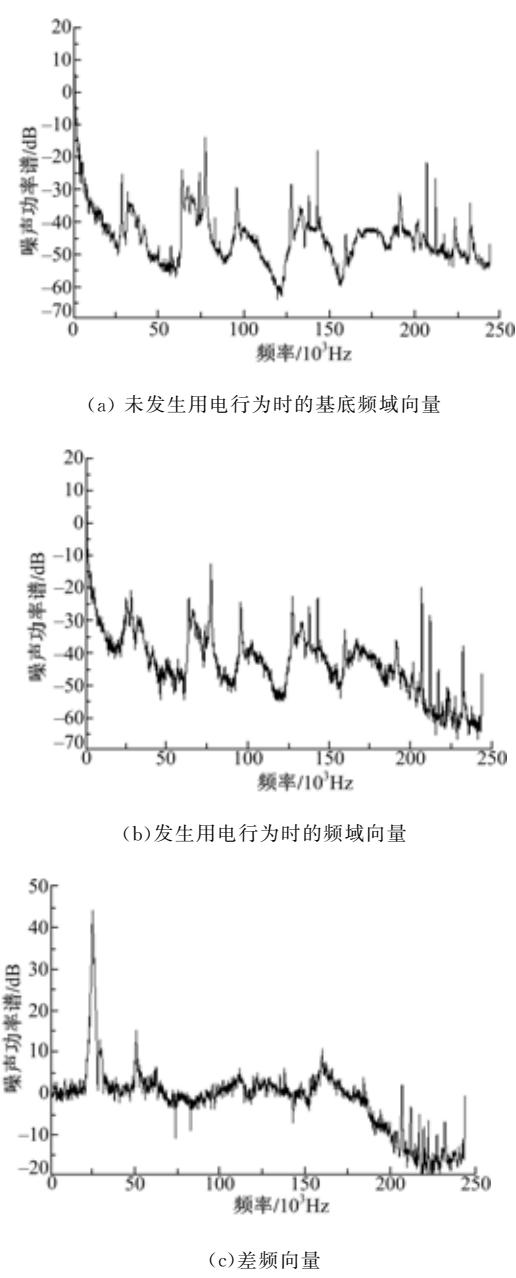


图 6 实时向量与差频向量

Fig. 6 The real-time vector and difference vector

$$\vec{X}_{t_1} = \{\vec{x}_{t_1 1}, \vec{x}_{t_1 2}, \vec{x}_{t_1 3}, \dots, \vec{x}_{t_1 m}\} \quad (2)$$

$$\vec{X}_{t_2} = \{\vec{x}_{t_2 1}, \vec{x}_{t_2 2}, \vec{x}_{t_2 3}, \dots, \vec{x}_{t_2 n}\} \quad (3)$$

$$\vec{X}_{\Delta t} = \vec{X}_{t_2} - \vec{X}_{t_1} = \{x_{\Delta t 1}, x_{\Delta t 2}, x_{\Delta t 3}, \dots, x_{\Delta t 2048}\} \quad (4)$$

$$y_{\Delta t i} = \begin{cases} 1, & |x_{\Delta t i}| \geq x_{\text{threshold}} \\ 0, & |x_{\Delta t i}| < x_{\text{threshold}} \end{cases} \quad (5)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, 2048$$

式中:  $\vec{x}_{t_1 m}$  和  $\vec{x}_{t_2 n}$  表示包含有 2048 个采样点的一组实时噪声向量, 在本算法中  $m = 30, n = 10$ ;  $\vec{X}_{t_1}$  表示由 30 组实时噪声向量平均而得的一个噪声

向量组作为开始时的基底噪声向量;  $\vec{X}_{t_2}$  表示另外一个由 10 个实时噪声向量平均而得的噪声向量组, 作为实时噪声向量;  $\vec{X}_{\Delta t}$  表示由两个向量组作差得到的一个差频向量组。系统首先获取一组基底噪声向量; 然后系统采集当前电力线中的噪声, 每 10 组向量平均得到一组当前噪声向量; 当前噪声向量与基底噪声向量作差得到差频向量  $\vec{X}_{\Delta t}$ , 当  $y_{\Delta t i}$  超过一定的阈值时, 则可认为发生了一个用电行为事件。公式(5)中的  $x_{\text{threshold}}$  是一个经验阈值, 在监测系统中该阈值设为 10 dB。当超过阈值的  $\sum_{i=1}^{2048} y_{\Delta t i}$  达到系统规定的次数, 则实际发生了一个用电行为事件, 这样的判断方式降低了系统其他噪声的影响。在系统运行过程中, 基底噪声是需要不断更新的, 这样才能反应电力线中 EMI 噪声的最新变化。图 7(a)(b)就是同一个用电设备的开启和关闭时的差频向量。

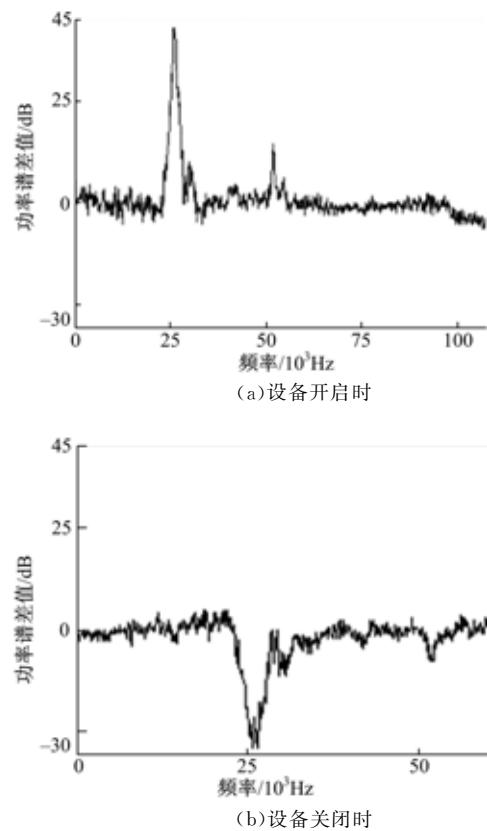


图 7 设备开、关状态下的差频向量

Fig. 7 The difference vector during device is on/off

一旦发生用电事件, 系统会计算得到一个形状类似于高斯函数的频域向量, 利用高斯模型拟合这个向量, 得到中心频率、幅值、方差等特征值。差频向量中数据的值可能是正的, 也可能是负的,

这代表设备的开启或关闭动作。由于每个设备的中心工作频率是唯一的,因此可以选取中心频率作为设备的标识符,以及设备的分类标准。在差频向量中,应用高斯模型拟合算法能够求得一个未知设备中心频率。采用 kNN 算法<sup>[12-13]</sup>,主要目的是决定一个未知的对象属于哪一个已定义的类别。每个样本的属性是通过公式(6)的形式定义的:

$$\langle \{A_1 = a_1, A_2 = a_2, \dots, A_n = a_n\}, \text{class} = cl \rangle \quad (6)$$

kNN 算法首先需要找到离未知样本  $q$  最近的  $k$  个样本,其次  $k$  个样本通过投票的方式决定  $q$  的类别<sup>[14]</sup>。在本次研究中,只用到了设备中心频率一个属性。如图 8 所示,未知设备的中心工作频率为 25 kHz,与下面三个已知设备中心频率距离最近的是 #3 设备,所以发生状态变换事件的设备是 #3 设备。

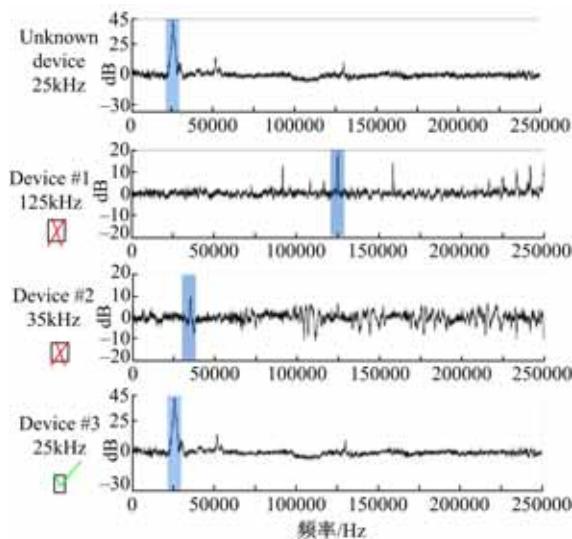


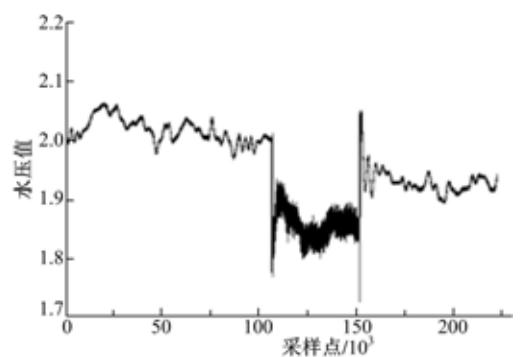
图 8 kNN 模式匹配算法

Fig. 8 The pattern matching algorithm of kNN

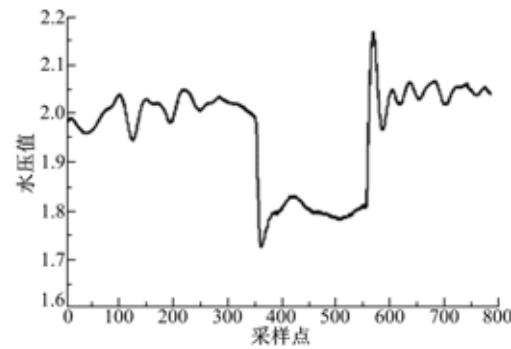
## 2.2 家庭用水设备的检测和分类

对水压数据的采集采用由美国 FORUN Technology 公司生产的压力变送器。从传感器中获得的水压数据虽然经过了低通滤波器的处理,但是仍然包含了噪声的干扰,这些噪声可能来自邻居水管的影响,也可能来自居民管道中水压的波动,甚至是传感器本身的不稳定。因此原始数据还需要进一步的处理。在这里,使用了基于滑动窗技术的均值滤波器。窗的大小设置为 100,即窗每次移动 100 个数据点,进行一次平均运算,得到的结果代替中间点的值。这种操作在

很大程度上抑制了随机噪声的干扰,而且对水压波形产生的影响很小。图 9(a)(b)对比了窗处理前后的水压波形,从中可以明显地看出,滑动窗对数据处理所取得的显著效果。



(a) 原始的水压数据



(b) 经过窗处理后的数据

图 9 滑动窗对厨房水龙头水压波形数据的处理

Fig. 9 The processing of water wave by using a sliding window

下一步的操作是从被处理后的数据中提取出用水事件。根据水压传感器不同的安装位置,长的水压传输路线将会导致水压波形的进一步衰减。要解决这个问题,除了使用滑动窗减小噪声的干扰外,同时还需使用更加精确的判别方法,而不是通过一个简单的阈值进行判断。在这里,同样设置了一个窗,窗的尺寸设置为 10,在这个窗口中,求出最大值与最小值的差值,如果这个差值超过了某个阈值,才会判断有用水事件发生,然后提取出这段范围内最大值和最小值之间所有的点,作为水压波形的数据。模式识别技术可以用来分类用水设备<sup>[15]</sup>,在模式匹配算法中两个支撑性的数学工具是内积和柯西-施瓦茨不等式。算法中构造了两个向量  $\frac{\mathbf{X}}{\|\mathbf{X}\|}$  和  $\frac{\mathbf{Y}}{\|\mathbf{Y}\|}$ ,这两个向量的长度都是 1,也就是单位长度。下面取这两个向量的内积为

$$\begin{aligned} \left| \langle \frac{\mathbf{X}}{\|\mathbf{X}\|}, \frac{\mathbf{Y}}{\|\mathbf{Y}\|} \rangle \right| &= \\ \left| \left\| \frac{\mathbf{X}}{\|\mathbf{X}\|} \right\| * \left\| \frac{\mathbf{Y}}{\|\mathbf{Y}\|} \right\| * \cos(\theta) \right| &= \\ |\cos(\theta)| &\leq 1 \end{aligned} \quad (7)$$

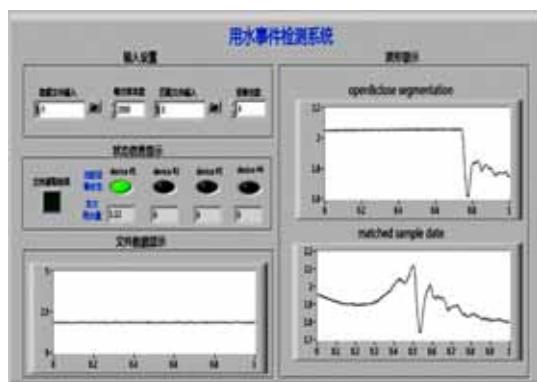
当两个向量具有相似的形状或者相似的模式时, 内积趋向于最大值; 当两个向量的形状或者模式差别非常大时, 内积趋向于最小值。可以设定一个相似程度的阈值, 只有超过阈值的最大内积值才可以被认定为具有很高的相似性。

### 2.3 家庭水电消耗事件的用户界面设计

通过家庭水电消耗事件检测系统的用户界面, 从中可以直接了解到家庭的水电设备工作情况及其当前的功耗信息, 如图 10 所示。其中图 10(a)为家庭用电事件检测系统的用户界面, 图 10(b)为家庭用水事件检测系统的用户界面。



(a)家庭用电事件检测系统



(b)家庭用水事件检测系统

图 10 家庭水电事件检测系统的用户界面

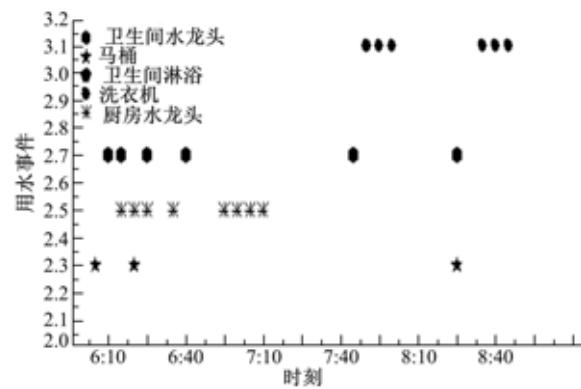
Fig. 10 The user interface of residential electrical and water events monitoring system

在家庭用电事件检测系统中, 不但能够记录下家庭中电器设备的类型, 以及开启和关闭时间, 同时可以计算出单个设备的功耗信息; 在用水事

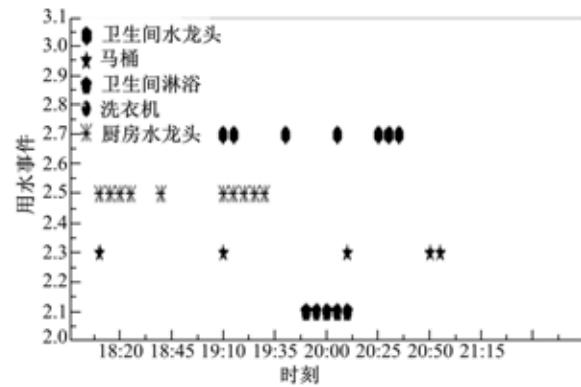
件检测系统中, 针对不同的家庭, 拥有的设备类型和数量不同, 首先需要对系统进行初始化配置, 输入单个设备在用水时产生的标准波形文件, 便于对用水事件进行模式匹配, 然后记录下发生用水事件的设备以及时间信息。对家庭水电消耗事件的解聚分析是对居民行为分析的基础。

### 3 居民行为分析

检测到居民的能源消耗信息后, 可以准确推测居民的一些行为特征, 厨房中的水龙头和电饭锅、电磁炉等使用频繁, 意味着在做饭; 热水器启动时间和淋浴喷头流量变化相结合可以预测主人的洗澡行为; 电脑和电视使用的时间则反映主人一些生活习惯。居民的日常行为特征完全隐藏在这些事件中。图 11 给出了一个家庭(一对老年夫妻)一天不同时段的用水模式, 为了能够更加清晰地表示不同的用水事件, 在这里实验人员人为地为每个用水设备分配了不同的值。



(a)早上 6:00-9:00 用水事件



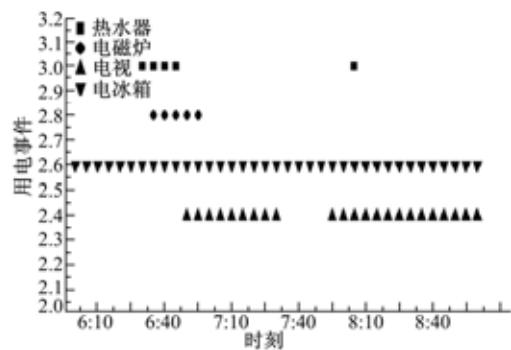
(b)晚上 18:00-21:00 用水事件

图 11 一个老年家庭在早晚时间段的用水事件

Fig. 11 The water events of an aged family in early morning and night

从图11中可以看,老年人早晚的起居习惯,如早睡早起,而且每次的用水量都比较节省,这与老年人传统的行为习惯相符合。结合他们当天的用电事件,一些行为特征变得更加明显,图12为此家庭对应时刻的用电事件。

在图中可以推测出老年人早上用餐时会收看电视节目,在晚上也会收看电视节目较长,而此时卧室里的灯也一直开着,甚至可以判断电视的摆放位置;在21:00点之后,电视和主卧室里的灯光熄灭,表明老人已经休息。在中国社会全面进入老龄化阶段,关注老年人,对其进行分析显得尤为重要。例如检测到在深夜持续有卫生间用水事件发生,或者卧室的灯光被频繁开关,或者没有按时早起洗漱等等,可知老人的身体状况可能出现异常,给老人或子女提出及时的反馈信息。



(a)早上 6:00-9:00 用电事件



(b)晚上 18:00-21:00 用电事件

图12 一个老年家庭在早晚时间段的用电事件

Fig. 12 The electrical events of an aged family in early morning and night

另外,通过对居民行为的分析,还可以得到准确的家庭水电量的消耗,让用户深刻了解到如何改善自己的生活模式,提高节能意识。如果一些家庭的能源消耗事件突然极其异常,如连续深夜不熄灯,或水电事件不协调,或者用水、用电量过大,通过大量的数据挖掘工作,未来将在家庭水电

事故、防盗、反恐和舆情分析等方面发挥重要作用。

## 4 结束语

本文提出了一种采用基础设施仲裁传感技术解聚分析家庭水电能源消耗事件的新方法。首先分析了家庭中SMPS设备产生的EMI噪声对电力线的影响,以及居民家庭中用水设备工作时导致的管道中水压波形的变化,这些特性可以作为识别和分类水电设备的依据。针对SMPS设备,采用功率谱向量时间追赶算法提取用电事件,应用kNN算法分类用电设备;根据每个用水设备不同的水压波形特征,采用基于向量内积的模式识别方法,可以对其进行识别和分类。对收集到的水电能源消耗事件进行解聚,可以分析出居民的行为特征。系统可以将数据通过以太网传输到云存储端,方便对数据的进一步处理。本系统不仅能够实现家庭能量监测,居民行为分析,同时也可应用于家庭健康医疗、家庭自动化、家庭娱乐等领域,帮助居民构建智能化、节约型家庭。另外,本系统与智能电表及水表的能耗信息相结合,可以实现家庭中单个设备的能源消耗检测,提高居民的节能意识和资源利用率。

## 参考文献:

- [1] Michael O'Grady, Gregory O'Hare. How smart is your city? [J]. Science, 2012, 335(6076): 1581-1582.
- [2] Cook D J. How smart is your home? [J]. Science, 2012, 335(6076): 1579-1580.
- [3] Lifton J, Feldmeier M, Ono Y, et al. A platform for ubiquitous sensor deployment in occupational and domestic environment[C]// USA: Proceeding of Information Processing in Sensor Networks, 2007: 119-127.
- [4] Hart G W. Nonintrusive appliance load monitoring [J]. Processing of IEEE, 1992, 80 (12): 1870-1891.
- [5] Froehlich J, Larson E, Campbell T, et al. Hydrosense: infrastructure-mediated single-point sensing of whole-home water activity[C]// Orlando, FL, USA: Proceeding of the 11th International Conference on Ubiquitous Computing, ACM, 2009: 235-244.
- [6] Gupta S, Reynolds M S, Patel S N. Electrisense: single-point sensing using EMI for electrical event

- detection and classification in the home[C]// Proceeding of 12th International Conference on Ubiquitous Computing, ACM, Copenhagen, 2010: 139-148.
- [7] Switch mode power supply tutorial block diagram, and basic theory of operation [DB/OL] <http://www.smps.us/power-supply.html>, 2012-09-10.
- [8] Tapia E, Intille S, Larson K. Activity recognition in the home using simple and ubiquitous sensors[J]. Proceedings of the International Conference on Pervasive Computing, 2004:158-175.
- [9] Fogarty J, Au C, Hudson S E. Sensing from the basement: a feasibility study of unobtrusive and low-cost home activity recognition[C]// Montreux: Proceedings of the ACM Symposium on User Interface Software and Technology, 2006: 91-100.
- [10] Welch P. The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified period grams [J]. IEEE Transaction on Audio and Electro Acoustics. 1967, 15(2): 70-73.
- [11] Zhang Fu-sheng, Geng Zhong-xing, Yuan Wei. The algorithm of interpolating windowed FFT for harmonic analysis of electric power system[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2001, 16(2): 160-164.
- [12] Bhattacharya G, Ghosh K, Chowdhury A S. An affinity-based new local distance function and similarity measure for kNN algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 33 (3): 356-363.
- [13] östermark R. A fuzzy vector valued KNN algorithm for automatic outlier detection [J]. Applied Soft Computing, 2009, (4):1263-1272.
- [14] Liu W, Chawla S, Cieslak D, et al. A robust decision tree algorithm for imbalanced data sets[C]// Kuala Lumpur : In Proceedings of the Tenth SIAM International Conference on Data Mining, 2010: 766-777.
- [15] Wu Fu-chao, Duan Fu-qing, Hu Zhan-yi, et al. A new linear algorithm for calibrating central catadioptric cameras [J]. Pattern Recognition, 2008, 41: 3166-3172.