

基于HVD算法的负荷暂态事件监测

温伟伟¹, 武金亚², 王建元¹

(1. 东北电力大学自动化工程学院, 长春 132012; 2. 贵阳航空电机有限公司, 贵阳 550025)

摘要: 通过非侵入式负荷监测技术, 可以更为详细地了解居民各个时段的用电信息, 帮助其制订合理的用电计划, 以达到科学用电。非侵入式负荷监测技术的重点是暂态事件的监测, 本文提出希尔伯特振动分解(Hilbert vibration decomposition, HVD)算法对用电设备开启瞬间的功率、电流等电气参数变化时存在的突变点进行暂态事件的监测。HVD算法负荷监测与双边滑动窗CUSUM变点监测算法相比, 不用设定阈值, 所以漏检和误检的可能性大大降低。通过MATLAB/Simulink仿真软件搭建相应的电路模型, 仿真分析得出HVD算法可以有效地对暂态事件进行辨识。

关键词: 非侵入负荷监测; 暂态事件; HVD算法; 定位检测

中图分类号: TM7 **文献标志码:** A

Load Transient Event Monitoring Based on HVD Algorithm

WEN Weiwei¹, WU Jinya², WANG Jianyuan¹

(1. School of Automation Engineering Northeast Electric Power University, Changchun 132012, China; 2. AVIC Guiyang Aviation Motor Co Ltd, Guiyang 550025, China)

Abstract: Through non-intrusive load monitoring technology, a more detailed understanding of the electricity consumption information of residents at various time periods can be obtained, This can help us to develop a reasonable electricity consumption plan for scientific electricity use. The focus of non-intrusive load monitoring technology is the detection of transient events. The proposed Hilbert vibration decomposition (HVD) algorithm detects the transient events in the sudden change of electrical parameters such as power and current when the electrical equipment is turned on. Compared with the double-sliding window CUSUM change point detection algorithm, the HVD algorithm load detection does not need to set a threshold, so the possibility of missed and false detection is greatly reduced. The corresponding circuit model is built by MATLAB / Simulink simulation software, and the simulation analysis shows that the HVD algorithm can effectively identify transient events.

Key words: non-intrusive load monitoring; transient event; Hilbert vibration decomposition (HVD) algorithm; position detection

引 言

随着科学技术的快速发展, 智能用电在生活中变得越发重要。家用负荷监测是实现智能用电的重

要环节,为了获取每种电器的电能消耗情况和运行状态,负荷监测通过对总负荷的数据进行采样与分析,以监测每种电器的详细运行状态^[1]。

传统的负荷监测需要在每个用电设备上安装一个传感器,消耗大量的人力物力。20世纪80年代麻省理工学院的Hart教授提出了非侵入式负荷监测(Non-intrusive load monitoring, NILM),NILM仅在用电设备入口处安装监测装置,通过采集入口处的电气参数,以达到对系统内部负荷的种类和运行情况的监测,实现负荷的辨识。非侵入式负荷监测分析方法主要分为稳态特征方法和暂态特征方法,稳态特征主要是指用电设备的稳态基波、谐波功率等特征,暂态特征主要指用电设备开启瞬间的功率、电流值等的变化规律。成功对用电设备的暂态事件进行监测是后期负荷识别及非侵入负荷监测的基础^[2-4]。

本文针对负荷的电流特征进行暂态监测,电流值的大小会随着负荷开启或关闭时暂态过程而变化,将电流的变化应用到暂态监测的算法中,作为判断是否有暂态事件发生的识别标准。文献[5]提出了双边滑动窗CUSUM变点监测算法,该算法虽能监测到电气设备投切时所引起的暂态过程,但该方法受限于阈值的设定,存在漏检和误检。

针对上述算法存在的不足,本文提出了一种希尔伯特振动分解(Hilbert vibration decomposition, HVD)算法。HVD算法是一种非平稳信号处理方法,最早应用于机械的振动故障诊断,后来研究者又对频率波动、幅值突变等暂稳态谐波进行检测都取得了良好的效果^[6]。HVD算法的家用负荷暂态事件监测方法,与双边滑动窗CUSUM变点监测算法相比,该算法无需设置阈值。利用MATLAB/Simulink软件搭建家用负荷仿真模型,结合本文提出的HVD算法对仿真结果进行分解,最终验证了该算法能够准确地对家用负荷的暂态事件进行监测。

1 希尔伯特振动分解算法

随着生活水平的提高,家用负荷的种类越来越多,当负荷在发生故障和投切等运行状态发生改变时,监测到的电流、功率等电气参数会随之发生变化,电气参数变化时会存在着突破点^[7-8]。因此,家用负荷的暂态事件检测可以转化为电气参数的突变点监测。

1.1 Hilbert变换

对任何一个连续的非平稳信号 $X(t)$ 的Hilbert变换为

$$Y(t) = H[X(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{X(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (1)$$

原始信号 $X(t)$ 与Hilbert变换信号 $Y(t)$ 组成一对共轭复数对,得到 $X(t)$ 的解析信号为

$$Z(t) = X(t) + jY(t) = A(t)e^{j\varphi(t)} \quad (2)$$

式中 $A(t)$ 和 $\varphi(t)$ 分别为原始信号 $X(t)$ 的瞬时幅值和瞬时相位,对应的表达式分别为

$$A(t) = \sqrt{X^2(t) + Y^2(t)} \quad (3)$$

$$\varphi(t) = \arctan \frac{Y(t)}{X(t)} \quad (4)$$

因此瞬时频率对应的表达式为

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt} \quad (5)$$

1.2 幅值最大分量的频率估计

由于多分量频率和幅值的非平稳性,信号 $X(t)$ 可表示为

$$X(t) = \sum_{i=1}^N A_i(t) \cos\left(2\pi \int f_i(t) dt + \theta_i\right) = \sum_{i=1}^N A_i(t) \cos(\varphi_i(t)) \quad (6)$$

式中: i 为当前的分量编号, $i=1,2,\dots,N$, N 为多分量的个数; $A_i(t)$ 、 $f_i(t)$ 分别为第 i 个分量的瞬时幅值、频率; θ_i 、 $\varphi_i(t)$ 分别为第 i 个分量初相位和相位。将信号 $X(t)$ 经希尔伯特变换得到解析信号 $Z(t)$ 表达式为

$$Z(t) = \sum_{i=1}^N A_i(t) e^{j\varphi_i(t)} \quad (7)$$

当 $N=2$ 时,解析信号 $Z(t)$ 可表示为

$$Z(t) = A_1(t) e^{j[2\pi \int f_1(t) dt + \theta_1]} + A_2(t) e^{j[2\pi \int f_2(t) dt + \theta_2]} \quad (8)$$

式中 j 为虚数。由解析信号得到 $X(t)$ 的瞬时幅值 $A(t)$ 表达式为

$$A(t) = \left\{ A_1^2(t) + A_2^2(t) + 2A_1(t) A_2(t) \cos \left[2\pi \int (f_2(t) - f_1(t)) dt + (\theta_2 - \theta_1) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

瞬时频率为

$$f(t) = f_1(t) + \frac{[f_2(t) - f_1(t)] \left\{ A_1^2(t) + A_2^2(t) + 2A_1(t) A_2(t) \cos \left[2\pi \int (f_2(t) - f_1(t)) dt + (\theta_2 - \theta_1) \right] \right\}}{A^2(t)} \quad (10)$$

式中包含两部分:(1)幅值最大分量的瞬时频率 $f_1(t)$, (2)快速变化的不对称振荡高频分量。实际应用可用低通滤波滤除不对称振荡成分,则 $f(t)=f_1(t)$ 。

1.3 幅值和相位估计

将以上估计的瞬时频率看作为参考频率 $f_r(t)$,同时经同步检测得到瞬时幅值 $A_r(t)$ 和初相位 $\theta_r(t)$,构造两个正交信号 $\cos\left(2\pi \int f_r(t) dt\right)$ 、 $\sin\left(2\pi \int f_r(t) dt\right)$,将原始信号 $X(t)$ 与正交信号相乘得同相输出 $X_1(t)$ 表达式为

$$X_1(t) = \sum_{i=1}^m \left[A_i(t) \cos \left(2\pi \int f_i(t) dt + \theta_i \right) \right] \cos \left(2\pi \int f_r(t) dt \right) = \frac{1}{2} A_{i=r}(t) \left[\cos(\theta_{i=r}) + \cos \left(2\pi \int (f_{i=r}(t) + f_r(t)) dt + \theta_{i=r} \right) \right] \quad (11)$$

正交相输出 $X_2(t)$ 表达式为

$$X_2(t) = \frac{1}{2} A_{i=r}(t) \left[-\sin(\theta_{i=r}) + \sin \left(2\pi \int (f_{i=r}(t) + f_r(t)) dt + \theta_{i=r} \right) \right] \quad (12)$$

式(11)、式(12)与式(10)结构相同,同样可将后半部分用低通滤波器滤除,可得

$$\bar{X}_1(t) = \frac{1}{2} A_r(t) \cos \theta_r \quad (13)$$

$$\bar{X}_2(t) = -\frac{1}{2} A_r(t) \sin \theta_r \quad (14)$$

从而可得到瞬时幅值 $A_r(t)$ 和初相位 θ_r 的表达式分别为

$$A_r(t) = 2\sqrt{(\bar{X}_1(t))^2 + (\bar{X}_2(t))^2} \quad (15)$$

$$\theta_r = -\arctan \frac{\bar{X}_2(t)}{\bar{X}_1(t)} \quad (16)$$

1.4 迭代运算

根据以上步骤提取当前原始信号 $X(t)$ 中幅值最大分量,表达式为

$$X_1(t) = A_1(t) \cos\left(2\pi \int f_1(t) dt + \theta_1\right) \quad (17)$$

将原始信号 $X(t)$ 与 $X_1(t)$ 的差作为初始信号, 得

$$X_{N-1}(t) = X(t) - X_1(t) \quad (18)$$

这样以此类推, 将原始信号与当前幅值最大分量作差, 差值作为初始信号继续执行 HVD 算法, 直到差值标准差小于极限值 0.001 时, 停止迭代过程。

2 仿真信号的 HVD 分解

选取一个有 3 个不同频率不同幅值的谐波信号为仿真信号

$$y = 0.5\sin(100\pi t) + 0.2\sin(300\pi t) + 0.1\sin(50\pi t) \quad (19)$$

采样频率设为 2 kHz, 选取 1 024 个采样点, 信号仿真时域波形如图 1 所示。

对该仿真信号进行 HVD 分解可以得出各谐波分量, 如图 2 所示, 且分解后各谐波分量的瞬时频率、瞬时幅值和原始信号数据保持一致, 如图 3 所示。

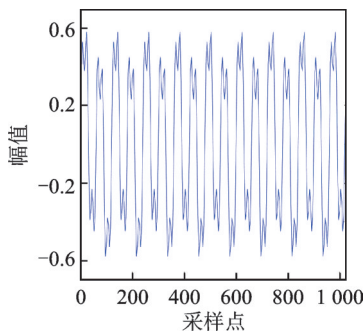


图1 仿真信号时域波形图

Fig.1 Simulation signal time domain waveform

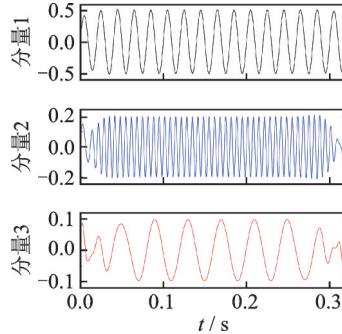


图2 HVD分解后的仿真信号

Fig.2 Simulation signal after HVD decomposition

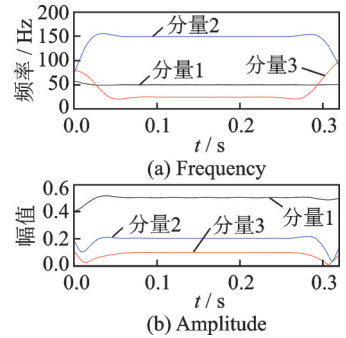


图3 HVD分解后的瞬时频率和瞬时幅值

Fig.3 Instantaneous frequency and instantaneous amplitude after HVD decomposition

由此可知, 仿真信号可以通过 HVD 进行分解, 并正确地提取出原信号的瞬时频率和瞬时幅值, 从图 3 中可以看出波形的两端出现严重振荡, 称为边界效应。

3 HVD 算法的边界延拓

在 HVD 算法中由于 Hilbert 变换和低通滤波器对截断数据处理将会导致边界效应, 输入信号两端出现无规则振荡, 产生误差, 且在迭代过程中误差会不断累积, 影响当前分量的检测精度。因此, 本文将采用自适应波形匹配延拓法解决这种边界效应^[9-10]。

3.1 边界效应对检测精度的影响

本文选取电视机、冰箱、取暖器 3 个家用负荷的暂态事件来观察边界效应对检测精度的影响。图 4 为 3 个家用负荷的电流曲线图, 由图可知电视机在 6.1 s 时切除, 冰箱开始工作, 到 12 s 时冰箱停止工作, 取暖器投入使用。通过 HVD 算法分解出 3 个负荷的电流幅值曲线如图 5 所示。

图 5 为未经过边界延拓的负荷电流幅值曲线图, 可明显看出各负荷在端点处出现不同程度的振荡, 且随着迭代次数的增加, 数据逐渐向中间传播, 严重影响暂态事件的检测精度。

通过自适应波形匹配延拓法对负荷的电流幅值曲线进行边界延拓,如图6所示,对比发现各负荷在端点处的振荡明显减弱,两端的发散数据减少,边界效应有了明显的改善,这样能够大大地提升暂态事件的检测精度。

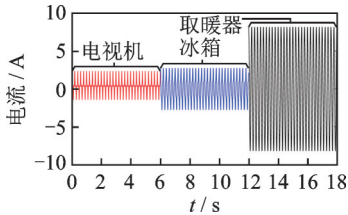


图4 3种负荷电流曲线图

Fig.4 Three load current curves

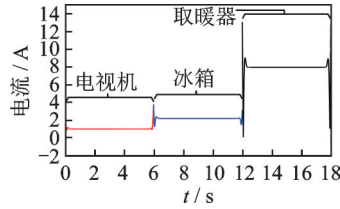


图5 负荷电流幅值曲线图

Fig.5 Load current amplitude curve

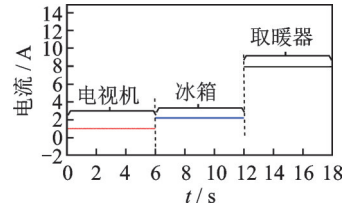


图6 边界延拓后的负荷电流幅值曲线图

Fig.6 Load current amplitude curve after boundary extension

3.2 单个电器事件检测的实验验证

通过MATLAB/Simulink软件搭建热水壶的电路模型,得出频率为50 Hz的电流曲线如图7所示和有功功率曲线如图8所示。由图可知,在2 s时电流和有功功率曲线产生第1个突变时刻,电流和有功功率同时增加,即热水壶启动工作;在8 s时电流和有功功率曲线突然下降产生第2个突变时刻,即热水壶关断停止工作。

图9为热水壶突变时刻定位监测,由图可知HVD算法可以精确地监测出热水壶的开启和关断时刻。

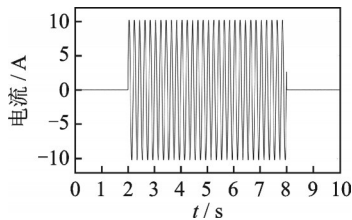


图7 热水壶的电流曲线

Fig.7 Current curve of the kettle

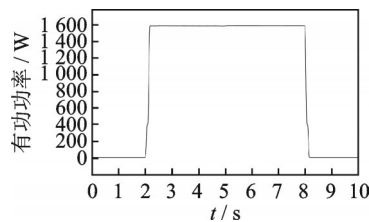


图8 热水壶的有功功率曲线

Fig.8 Active power curve of the kettle

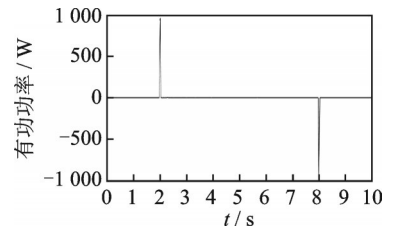


图9 热水壶突变时刻定位检测

Fig.9 Kettle mutation moment location detection

4 算例分析

为了验证HVD算法对事件检测的准确性,本文对某用户中的电视机、热水器、取暖器、电风扇、微波炉、冰箱6种负荷的暂态事件进行检测。在MATLAB/Simulink软件中搭建模拟电路如图10所示,设额定电压为220 V,负荷的暂态事件结果用Scope以图像的形式输出。

首先设置对应的负荷动作序号与对应的暂态事件,如表1所示。运行Simulink仿真软件中的模拟电路,得到各个负荷的电流曲线如图11所示和所对应的有功功率曲线如图12所示,可以明显地看出负荷不同,切入的电流大小也不同,以及所对应的有功功率也各不相同。

在图12中纵坐标表示总负荷所处状态,且每一种状态所代表的情况对应唯一序号值,编号1~12对应于表1中序号所代表的总线负荷目前所处的状态。

由图13可知,当有暂态事件发生时,负荷的启动与关断分别代表着不同的纵坐标幅值,以0 W为分

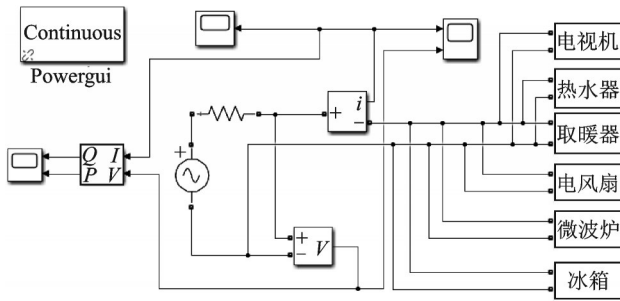


图 10 仿真模型

Fig.10 Simulation model

表 1 负荷状态序号值

Table 1 Load status number value

实验序号	负荷动作	实验序号	负荷动作
1	开启电视机	7	开启电风扇
2	开启热水器	8	关闭取暖器
3	开启取暖器	9	开启微波炉
4	开启冰箱	10	关闭电风扇
5	关闭电视机	11	关闭微波炉
6	关闭热水器	12	关闭冰箱

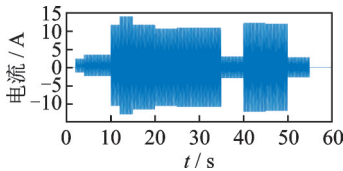


图 11 6种负荷电流曲线图

Fig.11 Six load current curves

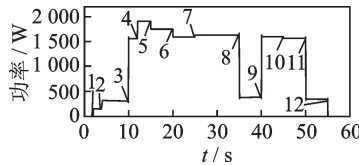


图 12 负荷有功功率曲线图

Fig.12 Load Active power curve

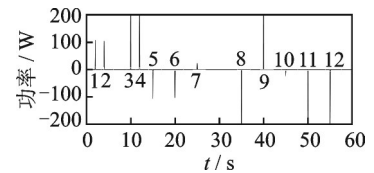


图 13 暂态事件辨识结果图

Fig.13 Graph of transient event identification result

界线,上方为设备启动,下方为设备关断。

结合电流曲线图(图 11)和有功功率曲线图(图 12),以及对应负荷状态序号值可知,在 2 s时电视机开始投入使用,电流值从 0 A 上升到 2.5 A;2 s后热水器开启,电流值从 2.5 A 上升到 4.9 A;6 s后取暖器开启,电流值从 4.9 A 上升到 12.6 A;随后电冰箱、电风扇、微波炉开始投入使用,电流和有功功率发生了相应的变化。同时发现在 15 s时,电流下降 2.5 A,电视机处于关断状态;20 s时电流下降 2.4 A,热水器处于关断状态,随后取暖器、电风扇、微波炉、冰箱处于关断状态。

结合负荷状态序号值和图 13 得知,当负荷状态发生变化时暂态事件辨识结果图中所对应的各个负荷的状态都能及时有效地做出正确反应,即通过该算法可以有效地对暂态事件进行辨识。

5 结束语

在智能用电的趋势下,为了帮助用户更为详细地了解各个时段的用电情况,做到合理用电,减少电费开支,节约能源,本文提出了基于HVD算法的负荷暂态事件监测方法,通过对某用户的6种电器设备的暂态事件进行监测,并利用MATLAB/Simulink仿真软件搭建了对应的模拟电路。总结得出:该算法可以准确地监测出用电负荷的投入与切除时刻,较好地验证暂态事件辨识的有效性和可行性。电力公司可以根据该方案了解各个区域的用电信息,合理定价,提高电网利用率,减少投资,降低用户的停电概率。

参考文献:

[1] 崔灿. 面向智能用电的非侵入式居民负荷监测关键技术研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
CUI Can. Study on key technologies in non-intrusive residential load monitoring for intelligent power utilization[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.

[2] 曲采笛. 基于暂态特征的负荷非侵入式辨识方法研究与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
QU Hedi. Research and implementation of non-intrusive identification method based on transient characteristics[D]. Chengdu:

University of Science and Technology of China Electric Engineering, 2018.

- [3] 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.
- [4] 丁世敬, 王晓静. 基于事件检测的非侵入式负荷识别方法研究[J]. 建筑电气, 2017, 36(7): 57-64.
DING Shijing, WANG Xiaojing. Research on event-based non-intrusive load monitoring method[J]. Building Electricity, 2017, 36(7): 57-64.
- [5] 林顺富, 于俊苏. 基于二分递归SVD分解的居民电器开关事件检测方法[J]. 电网技术, 2018, 29(80): 1-10.
LIN Shunfu, YU Junsu. Method of switching events detection of residential appliances based on binary recursive SVD decomposition[J]. Power System Technology, 2018, 29(80): 1-10.
- [6] 沈跃, 刘国海. 一种暂稳态电力谐波的HVD检测方法[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 117-122.
SHEN Yue, LIU Guohai. Transient and steady power harmonic analysis based on Hilbert vibration decomposition method[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2011, 26(1): 117-122.
- [7] 许月娟. 负荷投切行为的非侵入式监测与辨识[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.
XU Yuejuan. Non-invasive monitoring and identification of loads switching behavior[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [8] 谭啸风, 宣婷婷. 基于数据流的非侵入式负荷识别与分类[J]. 电源技术, 2016, 40(5): 1110-1112, 1141.
TAN Xiaofeng, XUAN Tingting. Load identification and classification in non-intrusive load monitoring system based on data stream[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(5): 1110-1112, 1141.
- [9] 任静. 基于舒张期心音分析的冠脉狭窄智能诊断算法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2017.
REN Jing. Research of coronary artery stenosis intelligent diagnosis algorithm based on the analysis of diastolic murmurs[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2017.
- [10] 朱霄珣, 徐搏超. 基于HVD的振动故障诊断方法研究[J]. 汽轮机技术, 2016, 58(4): 305-308.
ZHU Xiaoxun, XU Bochao. Research on vibration fault diagnosis based on HVD[J]. Turbine Technology, 2016, 58(4): 305-308.

作者简介:



温伟伟(1992-), 通信作者, 女, 硕士研究生, 研究方向: 非侵入式负荷监测与分解, E-mail: 1150594110@qq.com。



武金亚(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 航空二次电源及系统、电机驱动装置的研制工作, E-mail: 8704168097@qq.com。



王建元(1971-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 电能质量分析与控制和电力系统分析与控制。

(编辑: 夏道家)