

## 基于智能感知技术的用电事件识别方法研究

杨子元<sup>1</sup>, 许晓斌<sup>2</sup>, 李欣<sup>1</sup>, 赵一萌<sup>3</sup>

(1. 内蒙古电力(集团)有限责任公司包头供电局, 内蒙古 包头 014030;

2. 内蒙古电力(集团)有限责任公司, 内蒙古 呼和浩特 010010;

3. 上海极熵数据科技有限公司, 上海 201199)

**摘要:** 物联网和智能化技术的高速发展为用电负荷智能感知技术提供了系统支撑, 也为用电行为识别提供了数据基础。为了实现了对设备启停事件的精准识别, 提出了利用高频率、高精度电能数据结合动态时间规整(DTW)算法的技术方案, 并搭建了基于自主研发硬件的实验测试平台。实验结果表明, 该用电事件识别算法具有较高的识别精确率和召回率, 可以被应用于更多场景中, 以实现用电负荷的全面感知。

**关键词:** 物联网; 智能感知; 非侵入式测量; 动态时间规整

**中图分类号:** TP399

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00138

## Research on appliance event detection method based on intelligent perception technology

YANG Ziyuan<sup>1</sup>, XU Xiaobin<sup>2</sup>, LI Xin<sup>1</sup>, ZHAO Yimeng<sup>3</sup>

1. Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Baotou Power Supply Bureau, Baotou 014030, China

2. Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Hohhot 010010, China

3. Shanghai Maxtropy Data Technology Co., Ltd., Shanghai 201199, China

**Abstract:** The rapid development of Internet of things and intelligent technologies provides the system support for intelligent load perception technology of power usage, as well as provides analytical data for power user behavior. In order to realize the accurate identification of equipment start or stop events, a technical proposal which combined the high frequency and high precision power data with the dynamic time consolidation (DTW) algorithm was proposed, and an experimental testing platform based on the independent hardware was built. The experimental results show that the power incident identification algorithm has a high identification accuracy and recall rate, which can be applied in more scenarios to realize the full perception of power load.

**Key words:** Internet of things, intelligent perception, non-intrusive load monitoring (NILM), dynamic time warping (DTW)

### 1 引言

用电负荷智能感知是指综合利用物联网和智能化终端实现对用户用电行为和用电情况的分析和识别, 进而完成在用户画像、智能家居、用电管理和互动等方面的功能延伸。国家电网公司在2019年首次提出要建设和运营“泛在电力物联网”的工作目标, 并明确指出实施电网和用户的全面感

知是泛在电力物联网的基础和关键<sup>[1]</sup>。

非侵入式负荷监测(NILM, non-intrusive load monitoring)技术<sup>[2]</sup>作为目前主流的用电负荷智能感知手段, 先采集用户入口处的总用电负荷信息, 再利用机器学习技术对总负荷信息进行分解, 最终获得各个用电设备的负荷信息。目前, NILM的技术路线主要分为基于事件识别<sup>[3]</sup>和非基于事件识别<sup>[4-5]</sup>两类。基于事件识别的技术路线先利用设备启停时

收稿日期: 2019-09-27; 修回日期: 2019-11-15

基金项目: 内蒙古电力(集团)有限责任公司科技项目(No.nmgdlkxm2019058)

Foundation Item: Science and Technology Project of Inner Mongolia Electric Power (Group) Co., Ltd. (No.nmgdlkxm2019058)

的暂态信息完成对启停事件的识别,再根据设备的启停状态完成对总负荷信息的分解。非基于事件识别的技术路线则预先通过大量数据完成训练(如隐马尔可夫模型和深度学习模型),从而直接利用总负荷信息分解出各个用电设备的负荷信息。基于事件识别的技术路线具备逻辑清晰和高实时性的特点;而非基于事件识别的技术路线尽管具备更简单的结构,但需要海量数据预先完成模型的训练,不易于部署推广,并且在实时性上会受到诸多限制。因此,基于事件识别的技术路线更符合智能感知对实时性的要求,从而为动态监控和实时互动等服务提供了技术支撑。

传统的事件识别技术通常提取设备运行的稳态特征作为判别依据,但是难以处理相似的用电设备和事件重叠等情况。基于暂态特征的识别技术更能反映出设备本身的内部电路特性,从而具有更强的适应性和准确度,但是通常需要较高的数据采样频率和采集精度,因此,超出了传统电能表所能提供的数据能力和范围。

本文针对用电事件的暂态特征,提出了利用智能采集终端获取的高频率、高精度数据结合动态时间规整(DTW, dynamic time warping)算法实现用电事件识别的技术方案。同时,为了配合方案的应用实践,自主研发了智能采集终端和智能分析网关等相关设备,并完成了实验环境的搭建。实验结果表明,本方案具有较高的识别精确率和召回率,并具备在复杂用电场景下准确识别事件的能力。

## 2 用电事件识别原理

每类用电设备均具有独特的电气结构和特性:电加热器类呈现明显的阻性电路特征;冰箱呈现压缩机电路特征;洗衣机呈现电机电路特征。以上电气特性在设备启停的暂态过程中体现得尤为明显,同时,不同品牌的同类设备在元器件选用和电路设计上存在差异,因此,可以利用设备启停过程的电气特性完成对不同用电事件的区分和识别。设备启动的功率曲线如图1所示,展示了冰箱和微波炉启动时的功率曲线,数据采样频率为10 Hz(以下图片中的数据采样频率均为10 Hz)。从图1中可见,设备启动的暂态过程通常在5 s内,并且在这段时间内,冰箱和微波炉具有完全不同的有功功率曲线和无功功率曲线,从而可以实现对用电事件的区分。

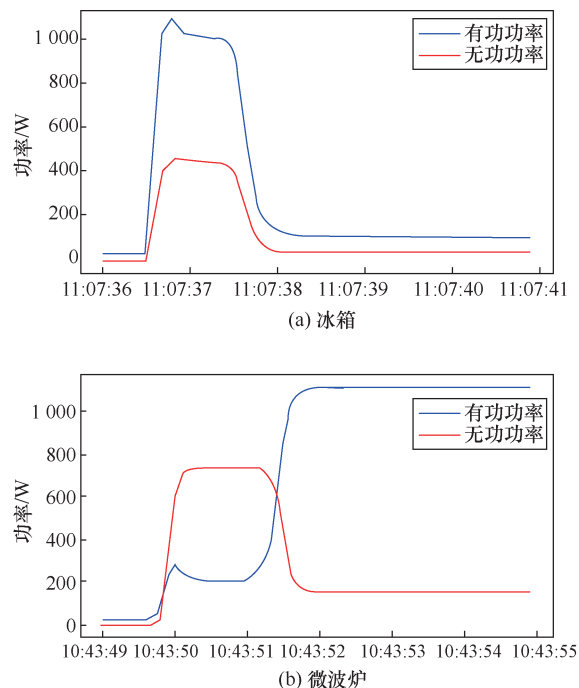


图1 设备启动的功率曲线

在不同设备的启停暂态过程具有明显区分度的前提下,同一设备的启停暂态过程还要具备可复现性,才能实现对用电事件的识别。冰箱两次启动的功率曲线如图2所示,从图2中可见,两次启动暂态过程的曲线尽管在具体的功率值上有微小差异,但在形状上具有极高的相似性,可以通过局部的拉伸和平移实现对齐。因此,可以利用设备启停过程的可复现性实现对同一设备反复启停的识别。

在谐波干扰有限的前提下,有功功率和无功功率近似具备线性叠加的特点,即多个设备同时工作的总功率等于每个设备单独工作时的功率总和。存在其他工作设备时,冰箱启动的功率曲线如图3所示,图3展示了在热水壶工作时,冰箱启动的功率曲线。从图3中可见,尽管功率值差异较大,但可以利用线性叠加特点,减去背景设备的功率部分,从而获取冰箱启动的实际功率曲线。例如,以某一时刻为基准,后续时刻的所有值均减去这一时刻所对应的值。因此,在背景设备噪声存在的情况下,依然可以利用设备启停的暂态过程完成对事件的识别。在极端情况下,可能存在两个设备的暂态过程重叠的情况,如两个设备在1 s内相继开启,会在一定程度上影响识别结果。在实际测试中发现,这类情况发生的概率较低,即使发生重叠情况,依然具备一定的准确识别的能力。

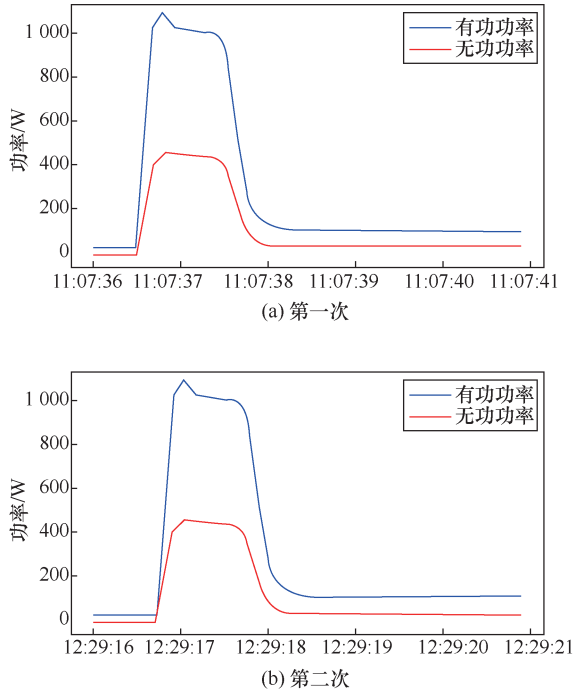


图2 冰箱两次启动的功率曲线

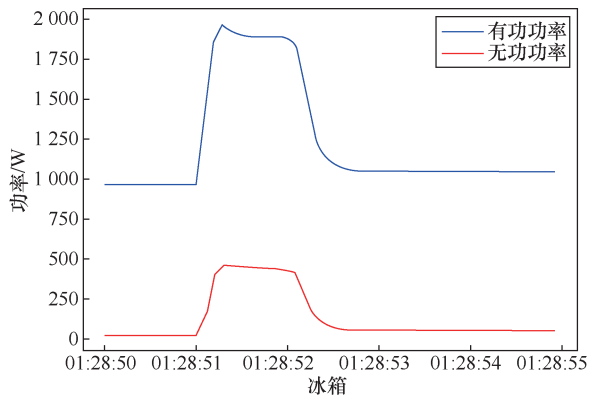


图3 存在其他工作设备时, 冰箱启动的功率曲线

为了实现对设备暂态过程的区分和识别, 需要 10 Hz 以上的数据采集频率, 采集数据的种类包括但不限于有功功率、无功功率、视在功率等。传统的多功能电表或受限于数据的刷新频率, 或受限于 RS485 接口的传输速度, 通常无法支持 10 Hz 以上的数据采集频率。本文为满足数据分析需求, 自主开发了相关的智能采集终端和智能分析网关。

### 3 基于 DTW 的识别算法

#### 3.1 DTW 算法

DTW 算法用来计算两个时间序列的相似度, 对于不同长度、不同速度的时间序列的比较具有较强的适应性, 已经被广泛应用于语音识别、手势识别和签名识别等领域。DTW 算法原理示意图如图 4

所示, 图 4 中蓝色曲线与红色曲线具有相似的形状, 蓝色曲线可以通过对红色曲线进行局部拉伸和缩放而获得, 黑线表明两条曲线上对应点位的关系。因此, 用电设备在启停过程中所体现的可复现特征和有限的形状变化都可以通过 DTW 算法实现识别。

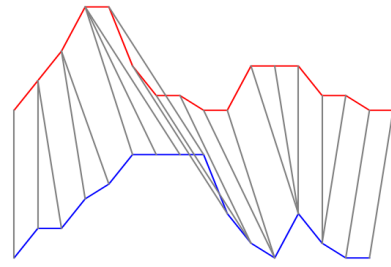


图4 DTW 算法原理示意图

DTW 算法的输入是两个时间序列, 输出是两个时间序列之间的距离值。DTW 算法基于动态规划 (dynamic programming) [6-7], 计算时间复杂度为  $O(n^2)$ , 因此, 当两个时间序列都比较长的情况下会降低性能。为了提升计算性能, 本文使用了优化算法 FastDTW [8]。FastDTW 采取了减少搜索空间的策略, 以牺牲少量计算精度为代价, 将计算时间复杂度优化为  $O(n)$ , 从而极大地提升了计算效率, 也保证了长时间序列匹配的时效性。

#### 3.2 基于 DTW 算法的事件识别

FastDTW 算法的精度取决于输入数据的精度, 更高频地采集数据会提高精度, 但也会带来更高的计算开销, 因此, 计算精度和计算性能之间存在权衡关系。大量实验比较结果显示, 采用 10 Hz 的数据可以在保证精度的前提下最大化提升计算效率, 分析数据见第 4.2 节。

在事件识别中应用 FastDTW 算法属于监督式学习, 因此, 需要建立模型库并完成相关参数设定, 具体内容如下。

##### 1) 设备启停事件模型库

包含每个设备在启动和停止阶段的典型功率曲线, 用来与待判定事件进行比较。输入的功率数据包含 3 个维度, 即有功功率、无功功率和视在功率。不同事件模型的长度根据事件特征来决定, 如冰箱启动事件的长度设定为 3 s, 微波炉启动事件的长度设定为 4 s。

##### 2) 判断阈值参数

针对每个启停模型事件, 需要设定一个阈值参

数, 当待判定事件序列与模型事件序列的距离小于阈值时, 可以判定为属于同一事件。

### 3) 距离函数

FastDTW 算法中的距离函数使用  $p$  范数, 即

$$\|X\|_p := \left( \sum_{i=1}^n |x_i|^p \right)^{1/p}。$$

算法在实际应用中采用滑动窗口的形式存储待判定事件, 滑动窗口的大小与模型库中最长的事件模型相同, 识别算法的应用步骤如下。

1) 读取当前时刻的有功功率、无功功率和视在功率数值, 并更新滑动窗口。

2) 遍历事件模型库, 先利用 FastDTW 算法将滑动窗口内事件与模型库中事件逐一比较并获得相应的距离值, 再比较距离值与判断阈值参数, 若距离值小于判断阈值, 则将当前事件标记为该类模型事件。

3) 核实已经被标记的事件种类, 清除误判的标记。如当前事件可能被两类不同模型同时标定, 咖啡机启动事件在被正确识别的同时也被识别为热水壶启动事件, 因此, 可以通过进一步比较当前事件与两者的近似度进行区分。

4) 等待固定时间间隔, 通常为 0.5 s 或 1 s, 重复步骤 1。

## 3.3 识别精度优化

FastDTW 算法仅优化了 DTW 算法的计算效率, 因此, 同样受限于 DTW 算法本身的局限性。在实际应用中, 发现同样存在一定的误判情况, 其中, 部分误判是 DTW 算法为寻求全局最优解而过度拉伸和缩放所导致。DTW 算法误判情况举例如图 5 所示, 红色曲线表示模板的功率曲线, 蓝色曲线表示实时功率曲线, 蓝色实线表示待匹配的滑动窗口, 蓝色虚线表示历史功率值。根据 DTW 算法, 蓝色实线与模板有很高的相似度, 因为红色曲线的前半部分点都被对应到了蓝色实线部分的第一个点。但根据历史功率值 (蓝色虚线) 来判断, 这是一个明显的误判, 可能是设备功率扰动所导致的脉冲信号。

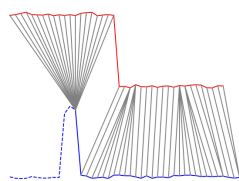


图 5 DTW 算法误判情况举例

为了解决此类误判问题, 可以采用如下两种解决方案。方案一引入了 shapeDTW 算法<sup>[9]</sup>, 相比于标准 DTW 算法只关注全局最优解, shapeDTW 算法更加关注时间序列在局部形态特征上的匹配程度。shapeDTW 算法先针对每个时序数据点, 利用其前序和后序的部分数据提取出其局部形态特征, 再用此局部形态特征替换原始的数据点作为输入维度, 最后应用标准 DTW 算法完成相似度比较。由此可见, shapeDTW 算法可以利用局部形态特征, 在很大程度上避免了过度拉伸和缩放所导致的误判问题。但是, 由于加入了对局部形态特征的提取, shapeDTW 算法会明显增加计算的时间复杂度 (shapeDTW 算法依然可以利用 FastDTW 算法进行加速)。

方案二在一定程度上借鉴了 shapeDTW 算法的思路, 先将时间序列进行分段处理, 例如, 分为前、中、后 3 段, 每段所占比例分别为 20%、60% 和 20%。两个时间序列进行比较时, 先按照前、中、后 3 段分别应用 FastDTW 算法进行比较, 再对各段的比较结果进行加权。方案二在提升了对局部特征关注的同时, 保证了计算时间复杂度不变, 没有增加系统开销, 更利于应用实践。因此, 在后文的实验中, 针对易误判的事件均采用方案二进行分段处理, 具体的分段数量和每段所占比例仍然需要根据实际情况做适当调整; 其他事件默认采用标准 FastDTW 算法。

## 4 实验与分析

### 4.1 实验环境搭建

为了验证识别算法的有效性, 搭建了实验测试环境, 并选取了 8 种典型用电设备, 共包含 9 种用电行为, 其中, 饮水机既有加热功能, 也有制冷功能。实验环境连续运行 30 天, 设备的启停均为日常使用, 无人工干预环节。用电设备参数和启动信息如表 1 所示。

数据采集和分析环境使用自主研发的智能采集终端和智能分析网关设备。智能采集终端设备外观和原理如图 6 所示, 基本技术指标如下:

- 1) 支持通用三相电能数据采集, 同时支持剩余电流、环境温/湿度等数据的采集;
- 2) 采用 ADI 公司 ADE7878/7880 系列计量芯片, ADC 采样频率为 8 kHz;
- 3) 计量准确度达 0.2 s, 功率分辨率达 0.1 W;
- 4) 主控芯片采用 ARM Cortex-M3, 保证毫秒级高频数据更新和采集需求;

表 1 用电设备参数和启动信息

设备事件	最大瞬时功率/W	启动次数
冰箱	1 100	412
饮水机（加热）	950	43
饮水机（制冷）	90	12
微波炉	1 100	22
电动门	40	3 782
咖啡机	1 200	89
洗衣机	200	11
电饭煲	900	8
烤箱	2 000	8

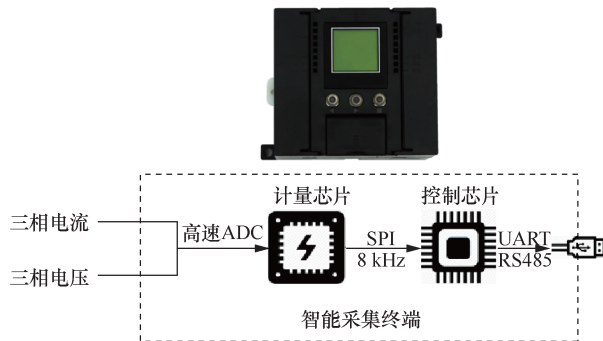


图 6 智能采集终端设备外观和原理

- 5) RS485 最高支持 256 000 波特率数据传输；
- 6) 尺寸小巧（80 mm×72 mm×60 mm）。

智能分析网关设备外观和原理如图 7 所示，基本技术指标如下：

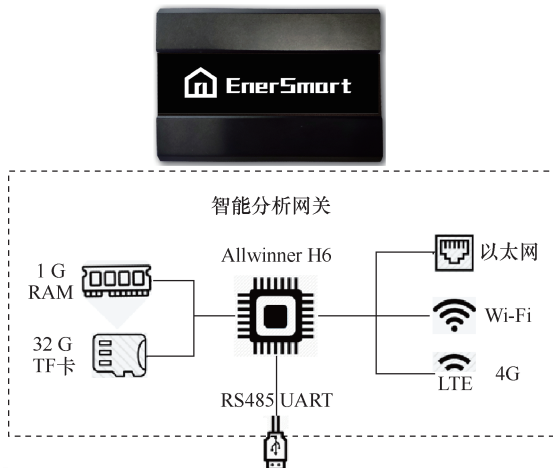


图 7 智能分析网关设备外观和原理

- 1) 采用 ARM Cortex-A53 四核处理器，主频为 1.4 GHz，配备 1 G 运行内存；
- 2) 配备 32 G 存储空间，支持对数据的本地缓存；
- 3) 采用 Linux 操作系统，支持软件 OTA 远程

更新；

4) 支持以太网/Wi-Fi/4G 等多种网络连接模式，链路层多重异构网络互备与自动切换，保证链路的高可用性；

5) 具备硬件看门狗机制，保证硬件稳定运行；

6) 尺寸小巧（90 mm×65 mm×30 mm）。

软件系统整体架构如图 8 所示，自下而上共分为数据采集端、边缘端（智能分析网关）和云端 3 层。智能采集终端通过 Modbus 协议与智能分析网关相连，智能分析网关最多支持对 4 台终端进行同步采集。数据采集程序将采集的数据发送到云端服务器的同时，也在本地留存了最近数据的缓存。数据分析程序先直接读取本地缓存，以完成对事件的识别，再将识别结果发送到云端服务器。云端分析服务器一方面利用采集的全部数据完成对模型事件的提取和训练，并推送更新到数据分析程序；另一方面，也可以检验数据分析程序的运行效果，从而不断迭代优化识别算法。

电能数据是典型的时序数据，因此，为了优化时序数据的存储和分析操作，采用了时序数据库 InfluxDB 完成对以上数据的存储。InfluxDB 作为目前流行的时序数据库，支持数据高速写入和高效数据压缩，同时提供了类似于 SQL 的查询语言和丰富的内置时间序列操作函数，从而保证了分析的便捷性和时效性。

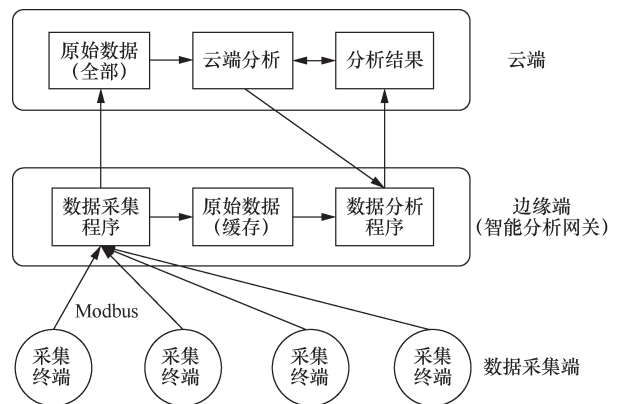


图 8 软件系统整体架构

## 4.2 实验过程与结果分析

实验过程首先评估了数据采集频率对识别精度的影响。以冰箱的启停事件作为参考，分别比较了数据采集频率为 5 Hz、10 Hz、20 Hz、30 Hz 时的识别效果。从比较中可以看出，数据采集频率为 10 Hz 时，可以实现与更高频率采集数据时同样的

识别效果，而数据采集频率为 5 Hz 时，召回率受到了影响，因此在后续实验中数据采集频率选用 10 Hz，不同数据下的精确率和召回率如表 2 所示。

表 2 不同数据下的精确率和召回率

	5 Hz	10 Hz	20 Hz	30 Hz
精确率	100%	100%	100%	100%
召回率	98.1%	99.3%	99.3%	99.3%

全部事件的识别结果如表 3 所示，且运行过程中最多存在 4 台设备同时工作的情况。根据结果分析，除电饭煲以外的事件识别精确率都达到 96% 以上，召回率整体要略低于精确率，平均达到 90% 以上。这主要是因为设定了比较严格的判断阈值参数，在降低了误判概率的同时，也增加了漏判概率。由于冰箱、饮水机（制冷）、微波炉、电动门、洗衣机和烤箱都具有区分度较高的暂态功率曲线，因此可以实现较高的识别率。从电路设计角度来看，饮水机（加热）、咖啡机和电饭煲均为阻性加热设备，功率又较为接近，因此，彼此之间存在一定的误判和漏判，导致整体识别率相对较低。微波炉的召回率低于平均水平，主要是由于微波炉在连续长时间运行（10 min）后，设备内部温度较高，使得启动暂态功率曲线有一定程度的变化，从而导致漏判发生。电饭煲召回率相对较低，一方面是由于饮水机和咖啡机等设备的干扰，另一方面是由于样本数量过低，存在统计误差。

表 3 全部事件的识别结果

设备事件	精确率	召回率
冰箱	100%	99.3%
饮水机（加热）	98.2%	93%
饮水机（制冷）	100%	91.7%
微波炉	100%	90.9%
电动门	100%	99.4%
咖啡机	96.4%	93.3%
洗衣机	100%	90.9%
电饭煲	88.5%	87.5%
烤箱	100%	100%

### 4.3 改进优化方向

实验证明了本文所提出的事件识别算法的准确性，同时验证了数据采集和分析系统的有效性。基于现有研究成果，存在如下 5 个改进空间和研究方向。

1) 在更多的场景中应用识别算法，以测试算法

的普适性和顽健性。测试应用场景除居民用户外，还可以包括办公室、便利店和小型餐厅等，也可以尝试在工业领域的运用，真正实现对多场景、多设备的用电负荷全面感知。

2) 利用更多维度的数据作为输入，如谐波数据、原始波形数据等，这对智能采集终端提出了更高的标准和要求。

3) 尝试利用人工智能技术实现对部分参数的自适应配置，如判断阈值参数的设定、事件模型长度的选取等。

4) 引入外部信息，辅助提升事件识别的准确度，如可以通过和智能家居设备互动，直接获取设备的启停信号。

5) 持续优化算法的计算时间复杂度和空间复杂度。

## 5 结束语

本文在用电负荷智能感知的技术背景下，针对用电事件识别，提出了利用高频采样数据结合 DTW 算法的技术方案。首先，通过分析各类用电设备在启停暂态过程中的功率波形，论证了其具备作为事件识别特征的属性，包括可区分度、可复现性和可叠加性。其次，选取 DTW 算法作为事件识别的基础算法并设计了应用流程，包括参数选取、性能优化、判断逻辑等。然后，利用自主研发的智能采集终端和智能分析网关搭建了实验环境，设计了云端、边缘端和设备端协同工作的软件架构，并完成了算法的应用测试。测试结果表明，本文提出的事件识别算法有较高的识别精度，平均精确率达 97%，平均召回率达 93%，并可以在最多 4 台设备同时工作的场景下准确完成事件的区分和识别。最后，从用电负荷智能感知技术的应用前景和算法优化的角度讨论并提出了未来的研究方向。

### 参考文献:

[1] 杨挺, 翟峰, 赵英杰, 等. 泛在电力物联网释义与研究展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(13): 9-20.  
 YANG T, ZHAI F, ZHAO Y J, et al. Ubiquitous power Internet of things interpretation and research prospects[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(13): 9-20.

[2] 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, 41(10): 3108-3117.  
 CHENG X, LI L Z, WU H, et al. Review of research on non-invasive load monitoring and decomposition[J]. Power System Technology, 2016, 41(10): 3108-3117.

[3] TSAI M, LIN Y. Modern development of an adaptive non-intrusive

- appliance load monitoring system in electricity energy conservation[J]. Applied Energy, 2012, 96: 55-73.
- [4] KOLTER J Z, JAAKKOLA T. Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation[J]. Artificial Intelligence and Statistics, 2012: 1472-1482.
- [5] KELLY J, KNOTTENBELT W. Neural NILM: deep neural networks applied to energy disaggregation[C]//Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments. ACM, 2015: 55-64.
- [6] SAKOE H, CHIBA S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition[J]. IEEE Transaction Acoust Speech Signal Process, 1978, 26(1): 43-49.
- [7] BERNDT D J, CLIFFOD J. Using dynamic time warping to find patterns in time series[C]//KDD Workshop, 1994, 10(16): 359-370.
- [8] SALVADOR S, CHAN P. FastDTW: toward accurate dynamic time warping in linear time and space[C]//KDD Workshop. 2004: 70-80.
- [9] ZHAO J, ITTI L. ShapeDTW: shape dynamic time warping[J]. Pattern Recognition, 2018, 74: 171-184.

## [作者简介]



杨子元（1984-），男，内蒙古包头人，内蒙古电力（集团）有限责任公司包头供电局青山分局副局长，主要研究方向为电力营销。



许晓斌（1973-），男，内蒙古包头人，内蒙古电力（集团）有限责任公司市场营销部副部长，内蒙古自治区电机工程学会测试技术及仪表专业委员会副主任委员，主要研究方向为市场营销专业管理。



李欣（1977-），男，内蒙古包头人，内蒙古电力（集团）有限责任公司包头供电局市场营销处处长，主要研究方向为电力营销。



赵一萌（1987-），男，辽宁沈阳人，博士，上海极熵数据科技有限公司研究总监，主要研究方向为人工智能技术在物联网和能源互联网中的应用。