

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181360

一种基于多参量隐马尔可夫模型的负荷辨识方法

张丽¹, 张涛¹, 张宏伟², 王福忠¹, 郭江震¹

(1. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000;

2. 国网山西省电力公司翼城县供电公司, 山西 翼城 043500)

摘要: 由于电力需求侧负荷形态各异、特性多变, 种类繁多, 采用传统方法进行负荷辨识时存在识别率不高、模型建立困难、难以推广应用等问题。为此, 基于智能负荷控制器(SRLC)的用电参数检测功能和非侵入式负荷监测(NILM)原理, 提出一种基于多参量隐马尔可夫模型(MPHMM)的负荷辨识方法。该方法采用4个负载特性参数(电流、有功功率、无功功率、功率因素)作为模型的观测向量, 通过模型学习和多次迭代计算, 求得与MPHMM模型隐藏状态相匹配的观测序列的最大输出概率和最优状态序列, 再采用辅助判别算法对结果进行修正, 完成对负荷的最终辨识。通过搭建实验平台对所提方法进行验证。结果表明, 该方法辨识准确率可达95%以上, 特别是对小功率负荷具有较好的识别效果。

关键词: 负荷辨识; 非侵入式负荷监测; 多参量隐马尔可夫模型; 自动需求响应系统; 需求侧管理

Research on a method of load identification based on multi parameter hidden Markov model

ZHANG Li¹, ZHANG Tao¹, ZHANG Hongwei², WANG Fuzhong¹, GUO Jiangzhen¹

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;

2. Yicheng Power Supply Company, State Grid Shanxi Electric Power Co., Ltd., Yicheng 043500, China)

Abstract: Due to the different forms, variable characteristics and various types of power loads on DSM, there are some problems in load identification using traditional methods, such as low recognition rate, difficulty in model building and difficulty in generalization. In this paper, a load identification method based on multi-parameter Hidden Markov Model is proposed, which is based on the intelligent load controller and NILM. Four load characteristic parameters are used as observation vectors of the model. Through model learning and iteration calculation, the maximum output probability and optimal state sequence of the observation sequence matching the hidden state of MPHMM model are obtained. Then the results are corrected by auxiliary discriminant algorithm to complete the final load identification. An experimental platform is built to verify the proposed method. The results show that the identification accuracy can reach more than 95% and it has good recognition effect for low power load especially.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61403284), Henan Open Laboratory Project (No. KG2016-7), Key Scientific Research Project of Colleges and Universities in Henan (No. 18A470014), and Doctoral Fund of Henan Polytechnic University (No. B2017-20).

Key words: load identification; non-invasive load monitoring (NILM); multi parameter hidden Markov model (MPHMM); automatic demand response system (ADRS); demand side management (DSM)

0 引言

负荷辨识是智能电网的关键技术, 也是实现自

动需求响应系统(ADRS)功能的关键环节^[1-2]。在智能电网需求侧(DSM), 为了提高电力用户终端用电负荷的主动响应能力和灵活调控能力, 需要对负荷进行有效的辨识^[3]。事实上, 在用电高峰期或电力负荷紧张时, 高精度的负荷辨识结果, 有助于电力部门或电力用户通过ADRS来调整负荷的用电时段或是选择性切除部分柔性负荷, 从而降低电网负荷压力以缓解供需矛盾, 同时可以有效地减少电费开

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61403284); 河南省开放实验室项目资助(KG2016-7); 河南省高等学校重点科研项目资助(18A470014); 河南理工大学博士基金项目资助(B2017-20)

支,降低能量消耗^[4]。

负荷辨识技术与电力负荷监测密不可分。电力负荷监测方法主要有侵入式负荷监测(Intrusive Load Monitoring, ILM)和非侵入式负荷监测(Non-Intrusive Load Monitoring, NILM)两种。目前, NILM具有成本低廉、通信简单、便于维护和推广等优点,已成为可替代ILM的主流监测方法,可以对用户侧负荷进行实时监测和分析,引导用户主动节能^[5-6],但是这种方法的实现依赖于负荷辨识技术的发展和识别模型精度的提高。目前,基于NILM的负荷辨识方法,国内外已有大量学者展开了深入研究。文献[5]提出一种基于神经网络和小波变换相结合的负荷辨识方法,通过检测家用电器的实时电气特征参数并结合神经网络进行参数辨识,该方法有效提高了负荷的检测速度,但是,实际中进行负荷检测前需要选择适当的小波基,会存在漏检问题。文献[6]基于负荷功率的暂态特征进行分析,提出通过比较各个负荷特征数据的贴近度来进行负荷辨识的方法,但该方法基于高频采样,采样要求高且数据分析工作量大,不太利于推广。文献[7]采用模式识别的非侵入式负荷监测方法,利用不同负荷具有不同负荷印记这一特征,解决负荷事件混叠会导致辨识错误的问题,但是,该方法无法检测和辨识小功率用电设备。文献[8]对边缘检测Canny法进行改进,实现对小功率用电负载的模式识别,但是实际中该方法对边沿突变检测速度较慢,导致准确率不高。文献[9]采用多决策融合方法实现对电力负荷的非侵入式检测和模式识别,但是,当用电设备工作模式较多时,该方法就无法很好地判断。文献[10]提出同一种基于Fisher有监督判别的居民负荷辨识方法,对8种典型电器的负荷特征样本进行降维处理,得到最优辨识特征,但是存在个别样本数据分类准确率不高时会导致辨识精度降低的问题。文献[11]提出一种基于特征序列融合的负荷辨识方法,主要解决当前利用低频采样实现非侵入式负荷辨识存在的准确率低的问题,负荷准确率和辨识精度的平均值均在90.8%,但是需要验证时间复杂度,计算工作量大。文献[12]提出一种基于高斯滤波器和工业检测累加求和(Cumulative Sum, CUSUM)算法的边沿检测方法,解决传统算法考虑因素单一、精度不高等问题,但是对有些微功率用电设备的复杂工作模式可能考虑不足,也并未说明识别精度达到多少。综上,这些辨识方法在实现时所要求的假设条件有时难以达到,导致模型建立困难,辨识率降低,以致在实际应用中难以推广^[13]。

针对以上述问题,本文在前期研究^[14-15]的基础

上,提出一种基于多参量隐马尔可夫模型(MPHMM)的负荷辨识方法,采用负载特性参数电流、有功功率、无功功率,功率因素作为MPHMM的观测向量,旨在解决多个居民用电负载同时接入用电回路时辨识准确率低的问题。首先,在低频采样条件下,搭建了基于智能负荷控制器(SRLC)NILM监测系统,给出各个电气参数检测与计算的理论依据;其次,基于NILM监测系统对用电负荷进行初步辨识,通过对负载特性参数进行分解与提取,确定用电设备的开启时间 T_s 和关闭时间 T_c 、初步确定用电负荷的工作方式 S_m ;然后,将提取计算的负载特性参数作为MPHMM的观察值向量序列,通过模型学习和多次迭代,求得与MPHMM模型隐藏状态相匹配的观测序列的最大输出概率 $Max_q P(Y|Q, \lambda)$,同时得到概率最大的最优的状态序列模型,以完成对居民用电负荷的再辨识;最后,通过实验验证了该模型和算法的有效性,为非侵入式居民用电负荷辨识提供技术支持。

1 非侵入式负荷监测(NILM)监测原理

基于智能负荷控制器(SRLC)^[16-17]的NILM系统监测原理如图1所示, SRLC内置先进的传感器与处理器,能够在线监测电力终端用户的负载运行情况和能耗情况,同时配合多功能的智能电表,完成对所有负荷的数据采集和采样计算,为负荷辨识所需要的负荷特征和信息数据提供了基础。该系统主要完成数据采集、电流/电压信号预处理,负载特征参数的分析与提取。

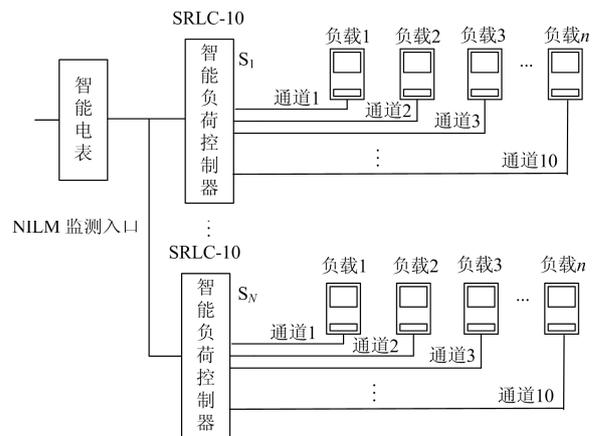


图1 基于智能负荷控制器的NILM监测原理示意图

Fig. 1 Monitoring diagram of NILM based on SRLC

假定每个检测点均包含若干负荷设备,该组合中用电负载数量为 n , $k \in (1, n)$,表示用电负载的用电特征值的下标。基本用电情况可以用式(1)表示。

$$\begin{cases} P = \sum_{k=1}^n P_k = \sum_{k=1}^n U_k I_k \cos(\phi_k) \\ Q = \sum_{k=1}^n Q_k = \sum_{k=1}^n U_k I_k \sin(\phi_k) \\ F = \cos(\phi_m) = P_m / \sqrt{P_m^2 + Q_m^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, m 表示从 1 到 n 中任意标号的任何一个用电负载的参数。

根据式(1)进一步分析用电状态模型, 假定可以得到用电负载 m 的工作方式 S_m 、电器运行的开启时间 T_s 和关闭时间 T_c , 则其功率函数可表示为

$$\begin{cases} P_m = y(T_s, T_c, S_m) + e(t) \\ Q_m = g(T_s, T_c, S_m) + e(t) \end{cases} \quad (2)$$

以最简单的电热水壶为例, 其功率函数式可表示为

$$\begin{cases} P_m = \begin{cases} C + e(t) & T_s < t < T_c \\ 0 & T_s > t \text{ 或 } t > T_c \end{cases} \\ Q_m = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中: t 为电器工作时间; C 为电热水壶的额定功率; $e(t)$ 为功率的随机波动函数, 代表由于扰动造成的偏差。式(3)描述了用电负载的功率状态, 由此可以确定出其他用电特征参量的函数关系。但是用户侧用电设备种类繁多, 其工作方式并非都与热水壶一致, 有些电器(如洗衣机、微波炉等)都难以明确其函数式表达。

式(1)与式(2)基本可以描述需求侧普通低压用电情况的各种电力特征参数。对于 NILM 监测方式来说^[18], 有功功率 P 、无功功率 Q 、功率因数 F 、电压 U 和电流 I 等参数是可以直接测量的, 而开启时间 T_s 、关闭时间 T_c 和工作方式 S_m 则为监测系统要进一步测量的数据。

2 负荷特性分析

智能负荷控制器共有 10 个电气回路通道, 安装在居民用户家中, 可以实现分类、分时、分区接入。通常, 用以下三种类型描述。

类型 1: 智能负荷控制器的某一个通道只能接入同一类电器, 如照明灯、装饰灯、电视机及配套设施、电脑及配套等。

类型 2: 智能负荷控制器的某一个通道只能接入一种电器, 而且电器是用户较为常用的且功率较大, 通常使用“专用插座”接入。如空调、冰箱、抽油烟机、洗衣机、电磁炉、电热水器等。

类型 3: 智能负荷控制器的某一个通道可以接入多种类电器, 这一类电器通常是“即插即用”式

的, 对用户来说使用比较随机, 通常使用“普通插座”接入。如电热水壶、跑步机、台灯、充电器等。

对于类型 1 和类型 2, 可以通过软件编程来定义各通道名称, 使其所接用电设备与软件定义相同, 达到对用电负载的“一对一”辨识。该两种类型下, SRLC 每个通道上只接了一种用电设备, 设备种类清楚, 不用再借助算法来辨识。但是, 这种“一对一”方式, 前提是要使用 SRLC, 而且有些“刻板硬化”, 如果用户家中电器的摆放位置更换, 由于电气线路是暗敷的不能更改, 此时就需要在后台重新配置 SRLC 各通道来完成与电器的对应关系。

对于类型 3, 由于用户家中的用电设备是根据需求不断添加或更换的, 用户使用时并不会固定在哪一个插座, 在用电高峰进行选择切除时, 就需要对其插入的负载进行辨识, 以便进行更为人性化的选择切除负荷。根据图 1 的监测原理, 本文重点讨论类型 3 的情况, 有多个不同种类的用电设备同时接入智能负荷控制器的某一个通道(即通过用电插座接入多种类型的负载)的情况, 检测原理如图 2 所示。

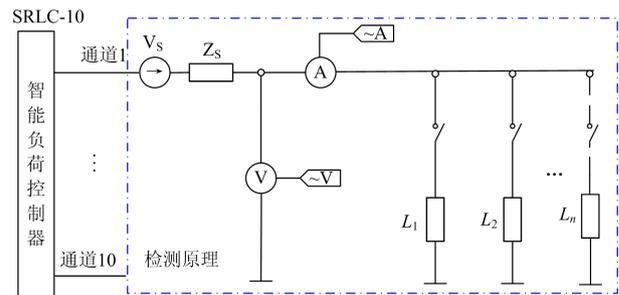


图 2 负荷参数检测原理图

Fig. 2 Diagram of load parameter detection

根据图 2 所示的检测原理, 当回路中有新增用电负载接入时, 首先, 通过负荷特征分解完成对负荷特征参数的提取与计算^[19-20]。原理为: (1) 建立家用电器负荷数据集, 并在数据集的基础上确定参加分解运算的负荷集合; (2) 采集用户总负荷有功功率数据, 并对总负荷数据进行归一化处理; (3) 合成拟合信号, 并对数据进行归一化处理; (4) 对存在系数和时间数进行最优求解, 得出开启时间 T_s 和关闭时间 T_c ; (5) 初步确定负荷的工作方式 S_m 。开启时间 T_s 、关闭时间 T_c 是在 MPHMM 模型中计算用电设备隐藏状态 q_i 的概率 ($P_{on}(q_i)$ 开启或 $P_{off}(q_i)$ 关闭) 的关键参数。

要说明的是, 本文在进行数据采集和特征参数提取与计算时, 都是基于负载的稳态特性参量来分

析的, 即当负载运行时, 采用功率随时间而变化的波形来表示用电负荷的负载特性。对于统计特征, 主要以电器的普及率、相互依赖性分布和电器设备成本等来表征, 在下一节中定义与描述。

3 MPHMM 负荷辨识模型的构建

3.1 模型描述

隐马尔可夫模型(HMM)是一种统计模型, 具有识别效率高、易于训练等优点, 在语音识别领域已广泛应用并取得了良好的效果^[21-22]。但是, 目前用于负荷识别方面较少, 故本文研究基于 HMM 的负荷辨识方法。

一个基本的 HMM 模型, 通常用 5 个元组来描述^[23], 即 $\{N, M, \pi, A, B\}$ 。其中: $N = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$, 表示隐藏状态的有限集合; $M = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$, 表示可观测状态的有限集合; $\pi = \{\pi_i\}, \pi_i = P(q_1 = S_i)$, 为初始状态概率矩阵; $A = \{a_{ij}\}$, 为隐藏状态的转移矩阵, $a_{ij} = P(q_t = S_j | q_{t-1} = S_i)$; $B = \{b_{jk}\}$ 表示观测状态的概率分布矩阵, $b_{jk} = P(O_t = v_k | q_t = S_j)$; S_i 或 S_j 表示转移状态, P 表示概率。

根据基本 HMM 的原理, 本文中对其进行改进变型, 考虑用电负荷的其他状态特征的概率分布, 这些状态是隐藏的变量。本文用负载特性参数 (I, P, Q, F 有功, 无功, 功率因素) 作为 HMM 观测向量, 称作多参量 HMM 模型(MPHMM)。图 3 给出了 MPHMM 的网络拓扑, 其中每个状态由 n 个用电设备的开关状态组成。

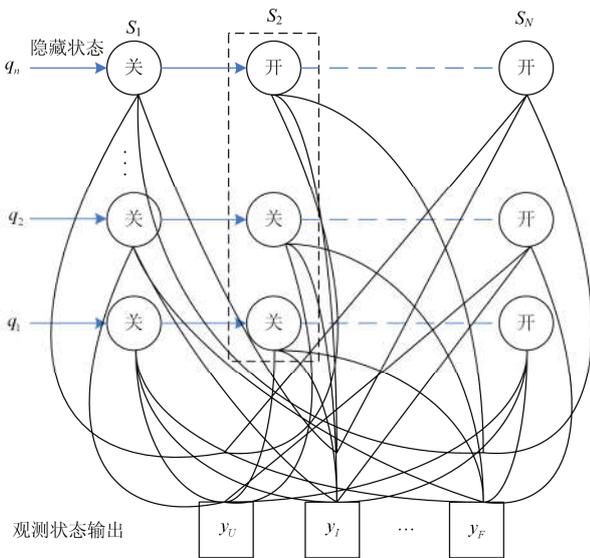


图 3 MPHMM 网络拓扑图

Fig. 3 Network topology diagram based on MPHMM

3.2 模型算法构建

根据图 2 的检测原理, 如果有 n 个用电负载, 设所有负载的总功率消耗为 Y , 负载特性为 Q , 观测时刻为 T , 那么在某个时刻, 功率消耗就可以表示为: $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_T\}$ 。设负载特性 Q 表征状态都是可以测量的, 即有:

$$\begin{cases} Q^1 = \{q_1^1, q_2^1, \dots, q_n^1\} \\ Q^2 = \{q_1^2, q_2^2, \dots, q_n^2\} \\ \vdots \\ Q^T = \{q_1^T, q_2^T, \dots, q_n^T\} \end{cases}$$

那么, Y 中每一个观察值就可以表示为

$$y_i = \sum_{l=1}^n q_l^i; 1 \leq i \leq n \quad (4)$$

对于一个负荷的存在系数 N 和存在系数矩阵 M 固定的 MPHMM 来说, 用 $\lambda = \{\pi, A, B\}$ 表示模型参数, 则模型的算法描述如下:

- 1) 初始化参数, $\lambda \leftarrow (\pi, A, B)$;
- 2) 产生观测序列 Y ;
- 3) 确定模型中隐藏状态所包含的多个参数量;
- 4) 生成状态序列 $Q, Q \leftarrow P(Q | \lambda)$;
- 5) 调整参数 λ , 生成新的参数 $\lambda' \leftarrow \lambda$;
- 6) 直到 λ 收敛, 使得观测值出现的概率 $P(Y | \lambda)$ 最大;

7) 求可能性最大的状态序列, $q^* \leftarrow \text{Max}_q \{P(Q | Y, \lambda)\}$ 。

对于观测序列 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_T\}$, 如何选择一个对应的状态序列 $Q = \{q_1, q_2, q_3, \dots, q_n\}$, 这是本文主要关注的问题。这个状态序列就是辨识负载的最佳状态, 在数学上, 这个问题可以用式(5)来表示。

$$\text{Max}_q P(Q | Y, \lambda) = \frac{\text{Max}_q P(Y | Q, \lambda) P(Q)}{P(Y)} \quad (5)$$

对于单输入的观测序列只要求出:

$$\text{Max}_q P(Y | Q, \lambda) P(Q) \quad (6)$$

式中: $P(Y | Q, \lambda)$ 是指在隐藏状态序列的条件下, 可观察状态序列的概率; $P(Q)$ 是指隐藏状态序列的先验概率。

3.3 模型参数计算

本文中, 负载的用电特性参数可以通过智能电表和智能负荷控制器进行测量, 然后存到系统的数据库中。设测得的负载用电特性参数可以用下面的矩阵表示:

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ \vdots \\ n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & P & Q_{有功} & F \\ i_1 & p_1 & q_1 & f_1 \\ i_2 & p_2 & q_2 & f_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ i_n & p_n & q_n & f_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \\ \vdots \\ L_n \end{bmatrix}$$

那么, 对于实际测量的用电物理参数可用一种聚合形式表示, 被建模为行向量, 如式(7)。

$$\mathbf{H} = [\hat{I} \ \hat{P} \ \hat{Q}_{有功} \ \hat{F}] \quad (7)$$

式中: \hat{I} 为电流; \hat{P} 为有功功率, \hat{Q} 为无功功率; \hat{F} 为功率因数。假定:

$$\begin{cases} Y = (I_n, P_n, Q_n^{有功}, F_n) \\ q_i = (I_i, P_i, Q_i^{有功}, F_i) \end{cases} \quad (8)$$

则误差计算可表示为

$$E_i = |Y - q_i| = \sqrt{(I_n - I_i)^2 + (P_n - P_i)^2 + (Q_n^{有功} - Q_i^{有功})^2 + (F_n - F_i)^2} \quad (9)$$

那么,

$$E_{Total} = \sum_{i=1}^N E_i \quad (10)$$

对于一个用电设备隐藏状态 q_i (开启或关闭) 的概率, 定义如下:

$$\begin{cases} P_{on}(q_i) = 1 - \frac{Err_i}{Err_{Total}} \geq \varepsilon; 1 \leq i \leq N, \varepsilon \approx 0.9 \\ P_{off}(q_i) = \frac{Err_i}{Err_{Total}}; 1 \leq i \leq N \end{cases} \quad (11)$$

观测序列 y_i 的概率计算, 定义如下:

$$P(y_i) = \frac{y_i}{\sum_{j=1}^n y_j}; 1 \leq i \leq n \quad (12)$$

初始状态概率矩阵 $\pi = \{\pi_i\}$ 定义如下:

$$\pi_j = \prod_{i=1}^n P(q_i | S_j^i); 1 \leq j \leq N \quad (13)$$

转移概率分布矩阵 $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$, 是指隐藏状态在 $t-1$ 时刻到 t 时刻, 状态由 S_i 转化到 S_j 的概率集合, 定义如下:

$$a_{ij} = P(S_j | S_i); [i, j] | 1 \leq i, j \leq N \quad (14)$$

观测状态的概率分布矩阵 $\mathbf{B} = \{b_{jk}\}$, 在任意 t 时刻, 概率计算定义如下:

$$b_{jk} = P(y_t | q_t^k = S_j); 1 \leq j \leq N, 1 \leq t \leq T \quad (15)$$

为了更为准确地辨识出用电设备的种类, 另外定义两种概率, 即电器的使用普及率和相互依赖率,

分别用 PJ 和 YL 来表示。 PJ 是指每个家庭拥有某种电器的平均比例。 PL 是指一种用电设备开启时, 与其他用电设备的相关依赖率, 概率分布的计算作如下:

令 $PJ = \{P_{pj}\}$, $YL = \{C_{ij}\}$, 则有

$$P_{pj} = P(q_t = pj\% | q_t = S_i); 1 \leq i \leq N \quad (16)$$

$$C_{ij} = P(C = S_i | q_t = S_j); 1 \leq i, j \leq N \quad (17)$$

那么, 基于 PJ , YL 和 y_i 的观测状态概率为

$$B = \prod_{t=1}^T \frac{\sum_{i=1}^N q_i^t}{y_t}; 1 \leq i \leq N \quad (18)$$

$$a_{ij_{mn}} = PJ \cdot YL \quad (19)$$

对于给定的一个状态 j , $PJ = \{P_j\}$, 计算如下:

$$P_j = \prod_{j=1}^M q_j = pj\%; 1 \leq j \leq M, M \in n \quad (20)$$

对于所用设备的 $YL = \{C_{ij}\}$, 在给定的状态 j 下, 可以通过皮尔逊相关系数 ρ [24] 来计算得到。在这里, 假设任意两个电器开启的概率相关程度大于 0.9, 以此作为一个附加条件。

$$\rho_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T [q_i^t - \bar{q}_i][q_j^t - \bar{q}_j]}{\sqrt{\sum_{t=1}^T [q_i^t - \bar{q}_i]^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T [q_j^t - \bar{q}_j]^2}}, 1 \leq i, j \leq N \quad (21)$$

$$C_{ij} = P(q_i | q_j, \rho_{ij} > 0.9, S_j); 1 \leq i, j \leq N \quad (22)$$

对于给定状态 j 下的所有用电设备, 状态转移概率 a_{ij} 为所有可能发生概率的总和, 即

$$a_{ij} = \left(\prod_{t=1}^T \frac{\sum_{i=1}^N q_i^t}{y_t} \right) + \left(\sum_{i=1}^N \frac{\sum_{t=1}^T q_i^t}{\sum_{i=1}^M \sum_{t=1}^T q_i^t} \right) P(q_i | q_j, \rho_{ij} > 0.9, S_j) \quad (23)$$

对于一个参数 λ 给定 MPHMM 模型和一个可观测的状态序列集, 实际情况下, MPHMM 模型并不能直接进行判断, 也需要模型进行学习。对于观测序列集 Y , 隐藏状态 Q , 本文采用 Baum-Welch 方法(即前向后向算法)来解决模型的学习问题[25]。通过多次迭代计算, 求得与 MPHMM 模型隐藏状态相匹配的观测序列的最大输出概率 $Max_q P(Y|Q, \lambda)$, 同时得到概率最大的最优的状态序列模型:

$$q^* = \max_q P(Q|Y, \lambda) \quad (24)$$

3.4 辅助修正算法

由于实际应用中, 用户侧的负荷种类众多, 类型各异, 为了提高对小功率负载的辨识率, 提高

MPHMM 模型的适用性, 本文又增加了一个辅助判别算法对所采集的数据进行修正。流程如下:

1) 在数据采集和信号预处理环节, 增加用电负荷接入前时刻、接入时刻和接入后时刻的数据的实时采集记录, 分别记为 t_0 、 t_1 、 t_2 。这三个时刻对应的参数记为 $t_0:P_0$ 、 U_0 、 I_0 、 $t_1:P_1$ 、 U_1 、 I_1 和 $t_2:P_2$ 、 U_2 、 I_2 。

2) 当接入负荷数据稳定不变时, 再次计算一次功率因数, 如式(25)所示。

$$F = \cos \phi = \frac{P_2 - P_0}{\sqrt{(P_2 - P_0)^2 + (\sqrt{|S_2^2 - P_2^2|} - \sqrt{|S_0^2 - P_0^2|})^2}} \quad (25)$$

式中: $S_0 = U_0 I_0$; $S_2 = U_2 I_2$ 。

3) 判定条件: ① 接入新负载瞬间功率增量: $\Delta_0 = P_1 - P_0 > 2.5$; ② 稳定后功率增量: $\Delta_0 = P_2 - P_0 > 15$; ③ 判别功率因数增量, 与系统所测量到的功率因数进行对比并修正; ④ 再根据 MPHMM 模型原理进行辨识, 再确定负载类型。

4 实验与结果分析

4.1 实验平台

模拟实验是在实验室的模拟平台上进行, 如图 4 所示, 实验硬件设备采用多功能电能表一块(广州三川控制设备有限公司生产, 可以读取功率因数, 自带 ZigBee 通讯模块), 智能负荷控制器(ST-SRLC-10, 内置 WIFI)一个, PC 电脑一台, 服务器一台, 接线板若干。智能负荷控制器配套的 App 程序, 可以直接与服务器进行数据交互, 便于整个负荷数据及用电参数的获取。



图 4 模拟实现平台

Fig. 4 Simulation implementation platform

实验软件测试平台是基于 C#和 Matlab 自主开发的工具, 有相应的通信功能、数据存储和数据处

理功能及作图功能。通常情况下, 低压侧用户的电压有效值一般在 220 V 上下浮动, 根据视在功率计算公式, 在电压变化不大情况下, 电流与视在功率的波形十分相似, 故在作图中只显示视在功率与有功功率, 随机测试的一组数据界面如图 5 所示。

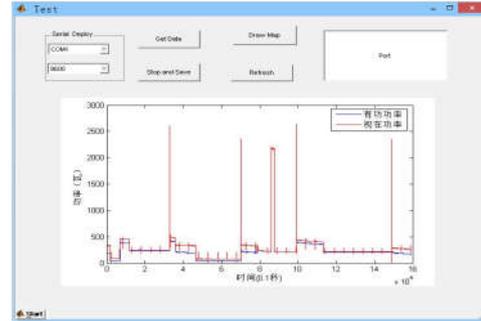


图 5 软件测试平台界面图

Fig. 5 Software test platform interface diagram

本次实验中, 选取实验室已有的 12 种用电设备进行测试, 各种用电设备型号参数如表 1 所示。负荷计算数据通过软件平台从服务器数据中获得, 采集频率为 1 Hz, 监测时间为 2018 年 7 月 1 日—20 日, 每天的 7:00—19:00。

表 1 实验中所测试的用电设备参数表

Table 1 Parameters of electrical equipment in the experiment

编号	电器名称	电器型号	额定功率/W	额定电压/电流
1	壁挂空调	格力-KFR-25GW/E	1 900/2 300 (冷/热)	10 A/220 V
2	液晶电视	索尼-KDL65R580C	250	1.2 A/220 V
3	冰箱	奥马-BCD-118A3	115	0.5 A/220 V
4	微波炉	美的-NN721NH1~PW	1 150	5 A/220 V
5	饮水机	美的-YR1225S-W	300	1.2 A/220 V
6	打印机	惠普-BOISB-0901-05	400	2 A/220 V
7	电热水壶	苏泊尔-SS40Q1	1 600	7.5 A/220 V
8	电热水壶	半球-AJL-308	500	2.5 A/220 V
9	笔记本电脑	联想-Y-450	65	0.25 A/220 V
10	电热毯	TT 150*120-8X	100	0.5 A/220 V
11	白炽灯	B22/E27	75	0.35 A/220 V
12	LED 灯泡	飞利浦/E27	3	0.02 A/220 V

4.2 实验及结果分析

4.2.1 负荷开启时间 T_s 和关闭时间 T_c 的测试

实验中, 选取空调、液晶电视、冰箱、饮水机和笔记本电脑进行负荷特性分解测试, 测试场景如图 6 所示。5 种用电负荷分别接在智能负荷器的某一个通道上, 本文通过采用计算机编制改进 Viterbi 算法^[26]来计算相关结果, 经过多次迭代来后, 计算每种用电设备开启时间 T_s 和关闭时间 T_c , 并确定其时间间隔。同时, 手工记录每个设备的开启时刻与关闭时刻, 结果如表 2 所示。由于数据时间跨度较大, 本文选择上午 9:00—12:00, 下午 15:00—16:00 两个时间段对 5 种用电设备的有功功率曲线进行示意, 如图 7(a)、图 7(b)所示, 该图数据为本环节进行负荷特征参数提取和分解的实测数样本。



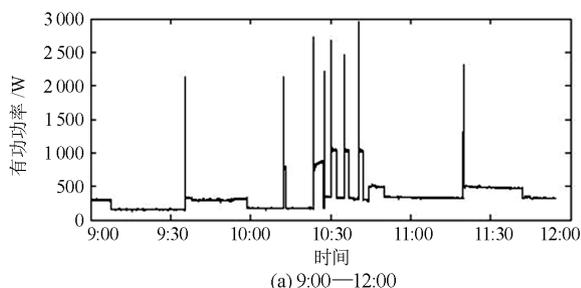
图 6 测试场景图

Fig. 6 Test environment scene

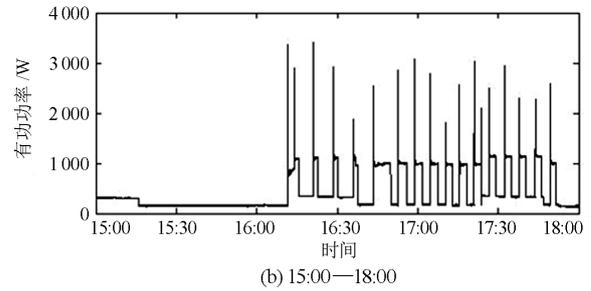
表 2 负荷开启与关闭时间记录表

Table 2 Opening and closing timetable of load

负荷类别	开启时间	关闭时间
液晶电视	7:30	8:30
饮水机	7:40	8:00
笔记本电脑	8:00	18:00
空调	8:00	9:40
液晶电视	10:50	12:30
饮水机	12:25	16:30
空调	15:55	18:00
液晶电视	17:00	19:00
电冰箱	7:30	19:00



(a) 9:00—12:00



(b) 15:00—18:00

图 7 5 种电器运行时的有功功率曲线

Fig. 7 Active power curves of five electrical loads

根据 2.2 节所述的负荷分解原理, 在 8:00—8:30 时间段内对 5 种负荷的有功功率曲线进行分解测试, 用 1 表示用电负载“开”状态, 用 0 表示用电负载“关”状态。最后确定空调、液晶电视、冰箱、饮水机和笔记本电脑的开关状态为: 1、0、1、1、1, 对应开启 T_s 到关闭 T_c 的时间间隔为: 15 s、0 s、20 s、25 s、30 s。类似的测试, 通过不同时间段内对 5 种用电设备进行开启(如同时开启, 按次序依次开启等情况), 当算法的迭代次数为 1 200 次之后时, Viterbi 算法对用电设备特征参数的提取与计算准确率可达到 95%以上, 可以对设备的开关状态进行有效地分解与提取。同时得知, 分解的准确率与用电设备的功率、功率波形特征、算法迭代次数有关, 次数越多, 准确率就会对应提高, 但是当迭代次数超过 4 800 次之后, 准确率不再发生变化。

4.2.2 MPHMM 辨识模型测试

根据实验内容 1, 获得接入用电回路各负荷的开关状态, 然后再利用 MPHMM 进行识别。测试时, 线路实际电压为 230 V, 用电设备通过插座接入如图 4 所示的智能负荷控制器的某个通道上, 分为单负荷辨识测试和多负荷辨识测试两种情况进行实验, 总计测试 100 次, 根据式(9)计算识别误差百分比。

单负荷辨识主要是针对某个时段内只有一种类型用电负荷开启的情况, 为了判断 MPHMM 算法的准确性, 对表 1 所列的 12 种用电负载(电器编号与表 1 中电器名称严格对应)进行逐一测试, 实验结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出: (1) 模型对阻性负载的识别精度较高, 达到 98%以上; (2) 对于容性或感性等混合性负载, 识别效果基本相差不大, 精度达到 96%以上, 但是对于“开关电源”类电器, 如笔记本电脑, 内部电路加有无功补偿, 负荷呈现出阻性特征, 识别精度也有所提高。(3) 由于辅助修正算法的加入, 对于小功率 LED 灯也可以有效识别, 其另一原因是由于 LED 灯的功率因素实测和计算都在 0.98 以上, 类似阻性负载, 故辨识率较高。

表 3 MPHMM 识别结果(单负荷)

Table 3 Identification results of MPHMM (single load-only)

电器编号	测试次数	参数平均值	I/A	P/W	Q/var	F/(cos φ)	误差/%
1	100	实测值	10.56	2 430	1 696.15	0.820	3.526
		识别值	10.68	2 433	1 698	0.850	
2	100	实测值	1.13	261	101.67	0.930	3.589
		识别值	1.15	263	104.65	0.950	
3	100	实测值	0.53	121	144.95	0.640	3.258
		识别值	0.58	124	146.22	0.610	
4	100	实测值	5.04	1 160	675.98	0.864	3.607
		识别值	4.92	1 157	673.58	0.900	
5	100	实测值	1.38	317	28.44	0.996	3.428
		识别值	1.35	320	30.1	0.998	
6	100	实测值	1.69	390	337.67	0.756	3.692
		识别值	1.59	387	337.67	0.754	
7	100	实测值	7.49	1 727	245.7	0.991	1.172
		识别值	7.59	1 726	246.3	0.929	
8	100	实测值	2.23	514	73.28	0.990	1.117
		识别值	2.42	513	72.82	0.980	
9	100	实测值	0.3	69.37	25.18	0.940	1.305
		识别值	0.29	68.25	24.51	0.980	
10	100	实测值	0.34	77.52	20.091	0.968	1.298
		识别值	0.32	76.23	20.24	0.965	
11	100	实测值	0.46	105.21	19.651	0.983	0.110
		识别值	0.44	105.12	19.59	0.982	
12	100	实测值	0.14	3.2	0	1.000	0.080
		识别值	0.13	3.12	0	1.000	

多负荷辨识主要针对在不同时段有新的不同种类负载接入的情况,对表 1 所列的 12 种用电负载进行组合式测试,共设置 10 种组合情况,实验情况如表 4 所示(电器编号与表 1 中电器名称严格对应)。

分析表 4 结果可知:(1)组合后混合接入 ST-SRLC-10 某个通道的负载,如果全部是容性或感性负载进行组合,当接入个数增加时,识别精度会略为下降,但是,如果组合中有一个功率较大的负载,整体的识别精度又会提高一点;(2)如果是容性或感性负载和纯阻性负载进行组合,识别精度会高于(1)中的情况。同样,当功率较大的负载接入时,整体的识别精度也会提高;(3)如果全部是纯阻性负载组合接入,识别精度相比(1)和(2)两种情况大大提高,所有接入的用电负载几乎可以全部成功识别;(4)当小功率 LED 灯与容性或感性负载组合接入时,对于 LED 的识别率有所下降,但由于辅助修正算法的加入和 LED 灯的功率因数为 0.98 等原因,使得 LED 也可以较好地辨识出来,有时偶尔会出现误判的情况。然而,实际中,由于照明线路与插座线路是并联的两个独立回路,大部分用电负载是通过插座接入的,故对实际应用效果影响并不大。

表 4 MPHMM 识别结果(多负荷)

Table 4 Identification results of MPHMM (multiple loads)

电器编号	测试次数	参数平均值	I/A	P/W	Q/var	F/(cos φ)	误差/%
1+2	100	实测值	13.02	2 994	1 525.57	0.891	3.615
		识别值	12.98	2 991	1 527.59	0.856	
3+4+6	100	实测值	7.28	1 675	713.55	0.92	4.055
		识别值	7.25	1 671	712.88	0.94	
1+2+3	100	实测值	12.22	2 810	1 637.51	0.864	4.021
		识别值	11.89	2 806	1 637.26	0.856	
3+4+10	100	实测值	5.90	1 358	688.19	0.892	4.220
		识别值	6.10	1 355	6 91.15	0.865	
1+3+4+9	100	实测值	16.38	3 768	2 325.29	0.851	3.617
		识别值	16.56	3 771	2 323.28	0.843	
1+4+5+7+8	100	实测值	14.70	3 380	1 646.57	0.899	3.797
		识别值	15.12	3 377	1 648.86	0.912	
7+8+9	100	实测值	10.05	2 312	103.47	0.999	3.076
		识别值	11.24	2 310	101.46	0.995	
3+4+6+8	100	实测值	9.50	2 186	1 291.30	0.861	3.163
		识别值	9.42	2 183	1 292.30	0.852	
7+8+10+11+12	100	实测值	10.55	2 426	108.58	0.999	1.009
		识别值	10.56	2 425	108.54	0.998	
8+9+10+11+12	100	实测值	3.07	705	44.66	0.998	1.485
		识别值	2.99	704	43.56	0.995	

为比较本文所提出的 MPHMM 辨识算法与其他算法的精度,选用参考文献[5]、文献[10]、文献[11]、文献[12]和文献[15]的辨识算法做比较,对比结果如表 5 所示。

表 5 不同算法的负荷辨识情况

Table 5 Load identification of different algorithms

文献	辨识方法	局限性	特点
5	神经网络和小波分析相结合	对小波基选择要求高,存在漏检	辨识率 90%以上
10	Fisher 有监督判别法	样本数据分类不准确时,会导致辨识精度大大降低	辨识率 75%~100%
11	多特征序列融合法	需要验证时间复杂度,计算工作量大	辨识率平均值 90.8%
12	快速边沿检测法	对有些微功率用电设备的复杂工作模式可能考虑不足	检测速度快、辨识率未具体给出
15	事件检测和聚类分析相结合	事件统计工作量大	辨识率 85%以上
本文算法	MPHMM	需配套专用硬件 SRLC-10	可以识别小功率负载,辨识率平均可达 95%以上

从表5可知:本文算法和文献[5, 10-11, 15]的负荷辨识率都可以达到85%以上,但本文算法的准确率相对于其他方法的准确率更高;文献[15]为本团队前期的研究成果,本文在此基础上,引入HMM模型,考虑负荷在运行中的开关状态,基于负荷的特征参数,把参数值扩展为4个,同时加入了辅助修正算法,提高了对小功率负载的辨识率。目前,该负荷辨识算法已经在“武汉某大学生公寓智能用电管理信息化系统”中进行应用(实际中,学生宿舍阻性负载居多)。实际应用表明,该算法几乎可以全部成功识别并对负载进行选择投切,较其他算法优势明显,便于推广应用。

5 结论

1) 本文根据非侵入式负荷监测原理,基于智能负荷控制器(SRLC)的用电参数检测功能,通过在电力负荷的供给入口安装监测设备,获得用电参数(电压、电流、功率、功率因素等)信息,不需要在每一个用电设备和负载内部加装测量传感器,减少了硬件设备的投资和维护费用。

2) 本文通过负荷分解获得用电设备的工作特性及开关时间,基于隐马尔可夫理论构建了多参量隐马尔可夫模型(MPHMM),并且用该模型进行参数辨识,大大提高了负荷辨识精度,平均可达95%以上。

3) 该方法应用于智能电网自动需求响应(ADRS)时,在用电高峰时期或电力负荷紧张时,调度部门就可以根据用电负荷的特性和重要等级,选择性切除部分柔性负荷,降低电网负荷压力从而缓解供需矛盾,适合实际推广应用。

参考文献

- [1] 张晶, 孙万珺, 王婷. 自动需求响应系统的需求及架构研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(16): 4070-4076.
ZHANG Jing, SUN Wanjun, WANG Ting. Studies on requirements and architecture for automated demand response system[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(16): 4070-4076.
- [2] 高赐威, 梁甜甜, 李扬. 自动需求响应的理论与实践综述[J]. 电网技术, 2014, 38(2): 352-359.
GAO Ciwei, LIANG Tiantian, LI Yang. A survey on theory and practice of automated demand response[J]. Power System Technology, 2014, 38(2): 352-359.
- [3] 孙智卿, 王守相, 周凯, 等. 基于负荷分解的用户侧自动需求响应系统[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(12): 64-69.
SUN Zhiqing, WANG Shouxiang, ZHOU Kai, et al. Automated demand response system in user side based on load disaggregation[J]. Proceedings of the CSU-EPSSA, 2016, 28(12): 64-69.
- [4] 陈明照, 毛坚, 杜宗林, 等. 基于聚类法的工业用户需求侧管理(DSM)方案分析与研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(7): 84-89.
CHEN Mingzhao, MAO Jian, DU Zonglin, et al. Analysis on demand side management scheme of industrial enterprise based on clustering method[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(7): 84-89.
- [5] CHANG H H, CHEN K L, TSAI Y P, et al. A new measurement method for power signatures of non-intrusive demand monitoring and load identification[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2012, 48(2): 764-771.
- [6] 高云, 杨洪耕. 基于暂态特征贴适度匹配的家用负荷识别[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 characteristics[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(9): 54-59.
- [7] 刘博. 非侵入式电力负荷监测与分解技术[D]. 天津: 天津大学, 2014.
LIU Bo. Non-intrusive power load monitoring and disaggregation technique[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014.
- [8] ABDULLAH-AL-NAHID, KONG Y, HASAN M N. Performance analysis of Canny's edge detection method for modified threshold algorithms[C] // 2015 International Conference on Electrical & Electronic Engineering (ICEEE), November 4-6, 2015, Rajshahi, Bangladesh: 93-96.
- [9] 王晓换, 李如意, 周东国, 等. 基于决策融合的非侵入式电力负荷辨识方法及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 115-121.
WANG Xiaohuan, LI Ruyi, ZHOU Dongguo, et al. Non-intrusive power load disaggregation method based on decision fusion and its applications[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 115-121.
- [10] 祁兵, 程媛, 武昕. 基于 Fisher 有监督判别非侵入式居民负荷辨识方法[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2484-2490.
QI Bing, CHENG Yuan, WU Xin. Non-intrusive household appliance load identification method based on fisher supervised discriminant[J]. Power System Technology, 2016, 40(8): 2484-2490.
- [11] 杨东升, 孔亮, 胡博, 等. 基于多特征序列融合的负荷辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(22): 72-79.

- YANG Dongsheng, KONG Liang, HU Bo, et al. Load identification method based on multi-feature sequence fusion[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(22): 72-79.
- [12] 曲禾笛, 李坚, 张志豪, 等. 服务于用电设备的快速辨识边沿检测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(15): 4566-4576.
- QU Hedi, LI Jian, ZHANG Zhihao, et al. Study of fast identification edge detection method for electrical equipment[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(15): 4566-4576.
- [13] 王海云, 田莎莎, 张再驰, 等. 基于负荷预测与关联规则修正的不良数据辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(23): 24-33.
- WANG Haiyun, TIAN Shasha, ZHANG Zaichi, et al. A new bad data identification method based on load forecasting and the correction of association rule[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(23): 24-33.
- [14] 王振宇. 基于负荷特性辨识的低压侧用电管理关键技术的研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2011.
- WANG Zhenyu. Research on key technologies of low-voltage side power management based on load characteristic identification[D]. Wuhan: Wuhan University, 2011.
- [15] WANG Zhenyu, ZHENG Guilin. Residential appliances identification and monitoring by a nonintrusive method[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 80-92.
- [16] 郑贵林. 智能十通道负荷控制器: 中国, 201430220067. 7[P]. [2014-11-26].
- [17] 郑贵林, 张丽. 基于智能负荷控制器的建筑电气优化布线研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2015, 48(3): 417-423.
- ZHENG Guilin, ZHANG Li. Study of optimization wiring of building electric based on smart remote load controller[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2015, 48(3): 417-423.
- [18] 肖江, AUGER F, 荆朝霞, 等. 基于贝叶斯信息准则的非侵入式负荷事件检测算法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(22): 8-14.
- XIAO Jiang, AUGER F, JING Zhaoxia, et al. Non-intrusive load event detection algorithm based on Bayesian information criterion[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22): 8-14.
- [19] 娄建楼, 于华涛, 曲朝阳. 面向家庭用户的用电负荷分解方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2015, 53(4): 744-753.
- LOU Jianlou, YU Huatao, QU Zhaoyang. Load decomposition method for non-intrusive household system[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2015, 53(4): 744-753.
- [20] 马哲, 舒勤. 基于 ESPRIT 分解算法的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 90-96.
- MA Zhe, SHU Qin. Short term load forecasting based on ESPRIT integrated algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 90-96.
- [21] 崔天宇. 基于HMM的语音识别系统的研究与实现[D]. 长春: 吉林大学, 2016.
- CUI Tianyu. Research and implementation of speech recognition system based on HMM[D]. Changchun: Jilin University, 2016.
- [22] ZHANG Lijun, HERMANS H, JANSEN D N. Logic and model checking for hidden Markov models[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2017, 11(3): 367-378.
- [23] 陈鸿川. 基于 HMM 及其扩展模型的非侵入式电力负荷监测技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- CHEN Hongchuan. Study on nonintrusive load monitoring technology based on HMM and its variants[D]. Tianjin: Tianjin University, 2017.
- [24] ALEXANDER L, MARSMAN M, WAGENMAKERS E J. Analytic posteriors for Pearson's correlation coefficient[J]. Statistica Neerlandica, 2018, 72(1): 4-16.
- [25] ZHANG Jingwen, WANG Fangfang, ZHONG Zhangdui, et al. Continuous phase modulation classification via Baum-Welch algorithm[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1390-1393.
- [26] 陈鸿川, 刘博, 栾文鹏, 等. 用于非侵入式电力负荷监测的改进 Viterbi 算法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(2): 84-88.
- CHEN Hongchuan, LIU Bo, LUAN Wenpeng, et al. Modified Viterbi algorithm for nonintrusive load monitoring[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(2): 84-88.

收稿日期: 2018-11-01; 修回日期: 2019-02-27

作者简介:

张丽(1982—), 女, 工学博士, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为智能需求侧管理、需求响应、智能用电信息处理; E-mail: dqzhangli@hpu.edu.cn

张涛(1978—), 男, 博士研究生, 高级工程师, 硕士生导师, 研究方向为电力系统控制与信息处理; E-mail: zhangtao@hpu.edu.cn

张宏伟(1990—), 男, 工程师, 研究方向为电力调度与信息处理。E-mail: 18835747666@163.com

(编辑 葛艳娜)