

DOI: 10.7667/PSPC151970

基于决策融合的非侵入式电力负荷辨识方法及应用

王晓换¹, 李如意¹, 周东国², 周洪², 胡文山²

(1. 河南许继仪表有限公司, 河南 许昌 461000; 2. 武汉大学动力与机械学院, 湖北 武汉 430072)

摘要: 在非侵入式负荷分解与辨识中, 单独一种算法的辨识决策方法容易受算法自身的局限性以及电网对用电设备而降低辨识精度, 使得不能准确获得用电设备投切情况。为此, 基于多种不同算法得到的分解与辨识结果, 提出了一种非侵入式电力负荷分解与辨识决策融合方法。首先, 提取每个用电设备平稳状态下的负荷特征, 并采用3种常用的模式识别方法进行分解与辨识。然后将得到的辨识结果, 进一步采用一种加权方法对投切结果进行决策。最后采用案例分析, 对决策融合方法进行了合理验证。结果证明, 辨识决策方法可以有效地提高设备辨识的准确性。

关键词: 辨识决策; 非侵入式; 负荷分解; 节能; 负荷监测

Non-intrusive power load disaggregation method based on decision fusion and its applications

WANG Xiaohuan¹, LI Ruyi¹, ZHOU Dongguo², ZHOU Hong², HU Wenshan²

(1. Henan Xuji Instrument Co., Ltd., Xuchang 461000, China;

2. School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: In the non-intrusive load disaggregating, the result of one type of algorithms is often affected by the serious issues like voltage fluctuation and the limitations of recognition algorithms, which make it difficult to obtain high precision of load disaggregation. A decision fusion method is presented for non-intrusive load disaggregation, which is based on the results by using several types of algorithms. Firstly, in this method, the robust feature is extracted according to the information of current and power in the bus line. Then, three common recognition algorithms are used to recognize the state of device whether it works or not. The decision is then made according the results of those algorithms, thus obtaining the promising results. In the final part of the paper, a real case study is adopted to verify the decision fusion method. The results show that the proposed method provides better performance for identifying the open or close state of home loads than that of one type of the algorithm.

Key words: decision fusion; non-intrusive; load disaggregating; energy saving; load monitoring

0 引言

在能源消费比重中, 电能是整个社会生产和生活中重要的能源消费形式。为此, 倡导节能减排是当前开展节能工作的基础^[1]。有研究表明, 在引入用电信息反馈的情况下, 居民负荷侧会有较大的节能潜力。然而, 传统用户家庭的负荷检测通常是基于侵入式的方式开展, 这一方面增加了用户的投入成本, 即购买大量的传感器; 另一方面, 面对新增电器, 进一步限制了监测系统的拓展性, 使得用户满意度较差。相比于侵入式电力负荷分解而言, 非

侵入式的电力负荷分解与辨识是直接提取用户电力入口处的电流、电压信息, 采用辨识算法对用电设备的投切情况进行管理, 从而可避免过多地安装在用电设备端的传感器, 同时也有助于电力公司对用户负荷的了解^[2-5], 从而合理安排用电设备的使用时间或甩负荷的方式, 调节峰谷差, 降低网损, 达到节能降耗并提升用户节电意识, 无论是对电力公司、对用户, 还是对全社会, 都将具有重要的意义^[6-10]。

至今为止, 国内外科研工作者针对用户电力负荷检测, 展开了大量的研究。Hart^[11]最早提出了非侵入式负荷分解的思想及框架, 通过监测在负荷入口处的稳态功率变化来实现负荷分解。Rebecca 等^[12]人通过对同一类型的电力设备的暂态特性及状态进

行观测, 测试结果表明同一类型负荷的非线性曲线图非常相似, 并用它们的瞬态启动特征来辨别它们。Suzuki 等^[13]人用整数规划的方法来对家庭电力设备进行分解。Farinaccio 和 Zmeureanu^[14]利用模式识别方法将家庭整体的电力消耗分解到主要的终端用户设备。Prudenzi^[15]提出了一种神经网络方法用于识别家庭电气设备的电力签名。Drenker^[16]开发了一种可以建立各种设备稳态信息的知识库系统, 然后通过跟踪总电力负荷有功功率和无功功率的变化情况, 采用聚类分析算法对各类用电设备进行辨识。为了提高识别精度, Lee^[17]通过分析电力负荷的稳态和暂态信息, 同时采用多段分析的方法获取更为详细的用电信息。Laughman^[18]采用傅立叶变换的方法对电力负荷的稳态信息高阶谐波进行了分析, 从而实现设备的辨识。Oliver Parson^[19]提出了一种基于通用设备类型的非侵入式负荷监测方法, 该方法通过通用设备模型和总的能量消耗数据, 利用 EM 算法建立单个设备的具体模型, 并结合扩展的快速算法, 将其应用于能量分解。JG Roos 等^[20]人提出的非侵入式电力负荷监测方法是将用电设备分为线性与非线性两大类, 然后对每一大类用电设备进行具体的划分, 但是如果存在着大量的非线性用电设备, 就无法对用电设备进行有效的识别和划分, 进而提出应用多层神经网络分析电力负荷的电流、功率和谐波特征, 从而对用电设备进行有效的识别。Yang^[21]提出了基于暂态功率特征的非侵入式电力负荷监测方法, 且对比了 BP 神经网络和学习向量量化神经网络在负荷监测中的效果, 推荐使用学习向量量化神经网络。Marchiori 等^[22]人用贝叶斯算法来检测设备的最佳状态。对于每个设备而言, 都要训练一个朴素贝叶斯分类器。相应地, 一系列被训练过的分类器用于从总负载测量值中辨识单个设备的状态。黎鹏^[23]提出一种基于电力负荷稳态电压、电流信息的非侵入式负荷分解方法。该方法只需每隔一段时间对由稳态数据所形成的带约束的不相容估计方程组进行最优计算, 便可实现负荷分解。

目前, 这些算法的辨识精度归纳总结如表 1 所示。由于负荷辨识只考虑在用户侧电力入口处单点的负荷数据。通常, 单独一类的辨识决策方式并不能提供高精度辨识用电设备的情况, 而如果将多类算法的辨识决策融合在一起对用电设备进行辨识, 则必将在一定程度上提高辨识精度。因此, 本文提出在辨识过程中, 借助辨识算法之间的特性, 对用电设备的辨识实施共同决策, 从而最终确定辨识结果的方法, 以提升辨识用电设备投切的准确性。

表 1 分类算法的辨识精度

学习算法	特征	精度(%)	是否在线	用电设备类型
Bayes	稳态	80-99	都可	开关; 有限状态
HMM	稳态	75-95	否	开关; 有限状态
Neural Networks	稳态和瞬态	80-97	否	开关; 有限状态
KNN	稳态和瞬态	70-90	都可	开关; 有限状态
Optimization	稳态	60-97	否	开关; 有限状态

1 非侵入式电力负荷分解

1.1 非侵入式电力负荷分解的特点

非侵入式电力负荷分解是针对传统的侵入式电力负荷分解而言^[24], 传统的侵入式负荷监测系统对硬件要求比较高, 需要在所要监测的每一个用电负荷处额外安装传感器等硬件设备。而非侵入式的方法则不需要额外安装传感器到其所要监测的负荷, 直接在负荷侧总线路上安装一个检测设备, 这样既可避免额外的安装带来的施工不便和成本增加, 同时在不影响或者尽量小地影响被监测对象的前提下, 提取用户侧相关的信息。相比而言, 采取非侵入式电力负荷分解具有如下特点:

第一、额外安装的硬件少, 组装调试方便, 容易维护, 省人力物力;

第二、不破坏负荷侧原有的架构, 且不受新增电器设备的影响, 易于拓展;

第三、不影响用户日常生活, 易于被用户接受。

图 1 给出了非侵入式电力负荷分解架构。在该架构中, 非侵入式负荷分解装置安装在电能表之后和配电箱之前。这样便对用户家庭的设备使用不造成任何影响。

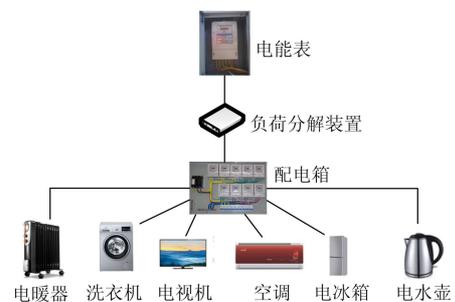


图 1 系统整体构架

Fig. 1 Architecture of the system

1.2 非侵入式电力负荷分解实现方法

实现非侵入式电力负荷分解的实现方法有很多, 现阶段主要方法都基于如下特征:

(1) 利用稳态电流谐波特征在线估计

该方法是基于用电负荷正常工作时稳态电流(包含基波和谐波)具有一定统计规律性这一事实进行分解。研究表明, 这种方法可有效地在线确定电力负荷中不同类型用电负荷的功率消耗比例, 即将电力负荷按其主要用电设备类进行分解。

(2) 利用有功、无功功率作为特征进行在线负荷分解

该方法适用于功率特征明显, 容易区分的大功率电器, 例如电热器或者水泵, 负荷分解算法可以较为容易地将用电设备投切状态识别出来。但是对于具有相似功率特性的电器设备, 只采用这种特征仍存在低辨识率等问题。虽然无功功率能将具有电感、电容设备与纯电阻设备进行分离, 但是因无功特征、有功特征容易受干扰影响。

为此, 本文充分利用电流电压信号, 提取用电设备正常工作状态下电流谐波特征以及有功功率特征, 并采用多种算法共同辨识, 提高辨识的可靠性。

2 非侵入式电力负荷分解与辨识决策

2.1 辨识方法

由于负荷辨识只考虑在用户侧电力入口处单点的负荷数据, 单独一类的辨识决策方式并不能提供高精度辨识用电设备的情况, 而如果将多类决策融合在一起对用电设备进行辨识, 则必将在一定程度上提高辨识精度。为此, 在本文中, 将引入三种辨识方法, 并对结果进行决策融合以识别用电设备投切。

(1) 最优化方法

最优化方法是根据电流谐波及功率的叠加特性, 通过优化方法进行分割, 其目标函数为:

$$\min_{a_i} d_1 = \sum_{k=1}^K \left\| I_{mk} - \sum_{i=1}^N a_i I_{ik} \right\| \quad (1)$$

$$\text{s.t. } a_i \in \{0,1\}$$

$$\min_{a_i} d_2 = \left\| P - \sum_{i=1}^N a_i P_i \right\| \quad (2)$$

$$\text{s.t. } a_i \in \{0,1\}$$

式中: I_{mk} 表示入口处的总电流的第 k 个谐波分量; $\|\cdot\|$ 表示 L_2 范数。于是, 负荷分解其本质上就是求解一组合理的 a_1, \dots, a_N , 其中 a_i 表示设备的投切($a_i=1$ 表示投入, $a_i=0$ 表示关闭), P_i 为第 i 个设备工作时的功率, P 为测得的当前功率。

(2) Bayes 方法

负荷分解与辨识, 除了采用最优化目标函数方法外, 还与模式识别密切相关。Bayes 分类器, 它

是以贝叶斯理论为基础的算法, 起源于经验性数据的学习。贝叶斯定理可表示为

$$p(C|F_1, \dots, F_n) = \frac{p(C)p(F_1, \dots, F_n|C)}{p(F_1, \dots, F_n)} \quad (3)$$

在实际应用中, 给定一个未知的样本数据 x (电流谐波特征), 若贝叶斯分类法将其分配给类 C_i , 则一定满足

$$p(C_i|x) > p(C_j|x) \quad 1 \leq j \leq m, j \neq i \quad (4)$$

(3) HMM 方法

在辨识方法中, 隐马尔科夫模型(HMM)因能对时间序列很好地建模, 而在非侵入式电力负荷分解中, 其本质上也是根据电流、电压等时间序列, 寻找并匹配用电设备投切情况。

在 HMM 模型中, 通常是由一个五元组参数表示 $\lambda=(X, O, \pi, A, B)$, 这些参数定义如下: X 表示一组状态空间的集合, 其中 $X=\{S_1, S_2, \dots, S_M\}$, N 代表马尔科夫模型的状态数据, 并用 q_t 表示 t 时刻马尔科夫链所处的状态, $q_t \in X$, T 为观测值序列的时间长度, 状态内部之间的联系就是从一个状态转移到其他状态; O 代表一组观测值序列的集合 $O=\{V_1, V_2, \dots, V_M\}$, M 是从每一个状态可能输出的不同的观测值的数目, O_t 表示在 t 时刻的观测值序列, 其中 $O_t \in \{V_1, V_2, \dots, V_M\}$; 状态转移概率分布 $A=\{a_{ij}\}, a_{ij}=P\{q_{t+1}=S_j | q_t=S_i\}, 1 \leq i, j \leq N$, 这里 a_{ij} 是从状态 i 到状态 j 的状态转移概率分布, 即随机序列在 q_{t+1} 时刻所处的状态为 S_j 的概率, 只与它在 t 时刻的状态 S_i 有关, 而与 t 时刻以前它所处状态无关。

2.2 决策算法

由表 1 可知, 单一辨识方法都具有一定的局限性, 且很容易受某一因素影响而降低识别精度, 这样会造成对用电设备投切状态的误判, 从而影响用户侧的用电体验。

为此, 本文提出采用多种算法判别的结果, 进一步通过决策分析, 从而将低性能的辨识能力的方法转换为具有高性能的辨识能力的方法。

图 2 给出了整个辨识决策的框图。在该框图中, 用电设备特征包括谐波特征以及有功功率特征, 负荷分解算法层采用上述的三种算法; 随后通过加权 w_i 的方式进一步作出辨识决策。

在辨识决策过程中, 权重 w_i 将对最终的结果产生重要的影响。通常而言, 每个算法所得到的用电设备的投切状态有可能存在差异。然而, 正是因为这些差异, 才形成了不同的辨识精度。虽然表 1 给出了每类算法的辨识精度范围, 但是, 不同的家庭

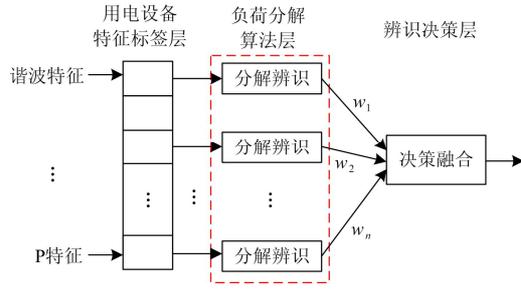


图2 辨识决策框图

Fig. 2 Diagram of decision-making

用电设备，其辨识精度范围仍需要进一步商榷。因此，在设计这些权重过程中，需要进一步考虑用电设备特征。

假定用电设备的谐波特征为 $F_i, i=1, \dots, N$ ，共 N 个设备特征。令当前捕获到的特征为 X ，处于工作状态的用电设备，其特征为 Y ：

$$Y = \sum_{i=1}^N a_i F_i \quad (5)$$

在本文中，引入一个以正态分布形式的隶属度函数，从而赋值给解权重 w ，度量辨识算法得到的结果与当前用电设备投切状态的逼近程度，其表达式为

$$w(Y) = \exp\left(-\left(\frac{\|X - Y\|_2}{\sigma}\right)^2\right), \sigma > 0 \quad (6)$$

其中， σ 为特征分布的标准差。由于本文中不同特征的标准差并不相同，谐波的标准差通常较小，而有功率的标准差相对会大些，因此，为了避免这个问题，本文将权重设计为：

$$w(Y) = \exp\left(-\left(\left(\frac{\|X_1 - Y_1\|_2}{\sigma_1}\right)^2 + \left(\frac{\|X_2 - Y_2\|_2}{\sigma_2}\right)^2\right)\right) \quad (7)$$

方便起见，这里令谐波的标准差 $\sigma = 0.1$ ；有功功率标准差 $\sigma = 10$ ；通常，当 X 与 Y 相当逼近的时候，取值最大；而远离的时候，取值会瞬间减小，以此度量算法的有效性不失为一种方法。

3 样例测试与结果分析

为了测试辨识决策算法的有效性，本文利用搭建好的硬件平台对常用家电进行数据采集和辨识实验，如图3所示。

在实验中，本文选择了常用的电暖器、冰箱、电视机、空调、电饭煲、烧水壶和消毒柜共7种电器进行实验，其功率特征如表2所示。



图3 非侵入式负荷装置样机

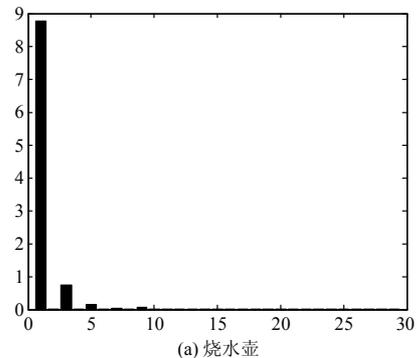
Fig. 3 Model of non-intrusive load monitoring device

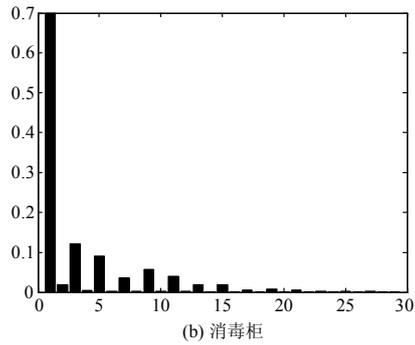
表2 用电设备的功率

Table 2 Power information of device

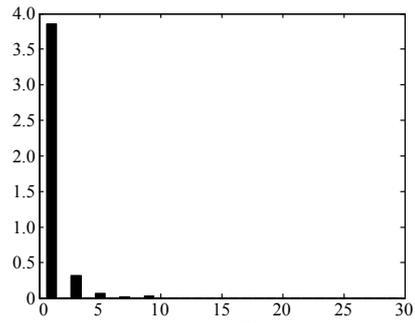
	状态1	状态2	其他
烧水壶	1 351.4		
消毒柜	110.5	25.4	
电饭煲	589.4		
空调	615.8		根据设温变化
电视机	226.0		
电暖器	968.6	1 171.1	
冰箱	85.8	3.2	

状态1下的谐波特征如图4所示。为了具体说明本文方法的有效性，表3和表4给出了单个算法容易辨识错误的两个测试结果，实测功率分别是696.4 W和1 278.6 W。在表3中，当前工作的设备是空调和冰箱(状态1)，由于最优化方法搜寻的是同时满足功率和谐波的最优解，一般而言，因总入口电压的波动，极易引起负荷分解不能同时满足式(1)和式(2)情况，出现辨识错误。HMM因采用的是时间序列，但由于冰箱和消毒柜具有两个状态，因此在HMM辨识过程中，对多状态的用电设备会有一些的辨识错误，得到的结果如表3所示。然而，Bayes方法因通过后验概率最小来进行决策，相对而言，会在一定程度上保证辨识的准确性。最终，通过三种算法的决策融合，准确辨识了当前用电设备的工作情况。

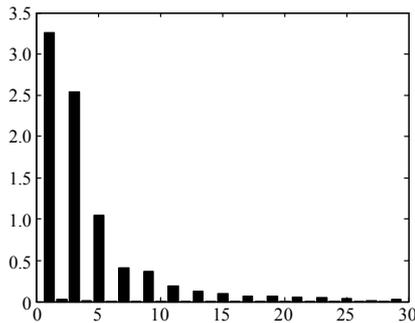




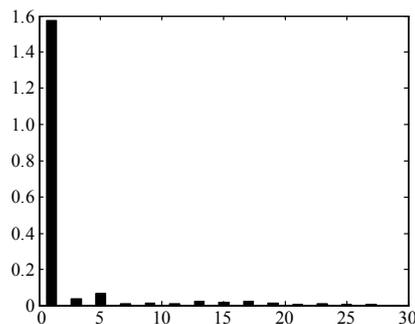
(b) 消毒柜



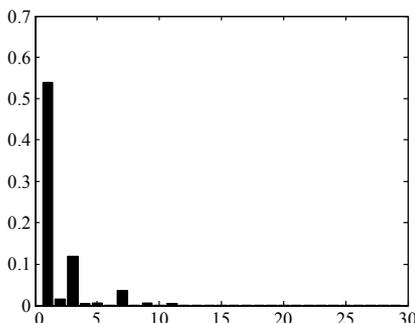
(c) 电饭煲



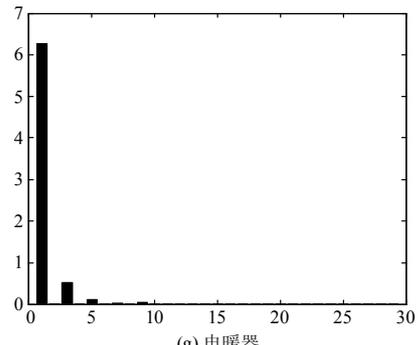
(d) 空调



(e) 电视机



(f) 冰箱



(g) 电暖器

图 4 用电设备谐波特征

Fig. 4 Features of devices

表 3 不同方法下测得的设备工作状态

Table 3 Working state of appliances under different algorithms

	消毒柜	电饭煲	空调	冰箱
实际状态	0	0	1	1(状态 1)
优化方法	1(状态 1)	1	0	1(状态 2)
Bayes	0	0	1	1(状态 1)
HMM	1(状态 1)	1	0	1(状态 2)
本文方法	0	0	1	1(状态 1)

表 4 不同方法下测得的设备工作状态

Table 4 Working state of appliances under different algorithms

	电暖器	消毒柜	电视机	冰箱
实际状态	1(状态 2)	1(状态 2)	0	1(状态 1)
优化方法	1(状态 1)	0	1	1(状态 1)
Bayes	1(状态 2)	1(状态 1)	0	0
HMM	1(状态 2)	1(状态 1)	0	1(状态 2)
本文方法	1(状态 2)	1(状态 2)	0	1(状态 1)

为了进一步说明辨识决策, 本文方法算法分析过程如下:

首先计算各个算法的权重。在第一次测试结果中, 根据式(7)得到最优化方法的权重 $w_1=0.1512$; Bayes 方法的权重 $w_2=0.3982$; HMM 方法的权重 $w_3=0.1512$; 相应地, 第二次测试结果的权重各算法分别为 $w_1=0.3852$, $w_2=0.5286$, $w_3=0.6065$ 。

然后, 将权重归一化。由于都辨识到冰箱在工作, 因此其结果必然认为冰箱在工作。而针对空调, 其决策结果 $f=w_1 \times 0 + w_2 \times 1 + w_3 \times 0 = 0.5684 > 0.5$, 认为在工作; 消毒柜的决策结果 $f=w_1 \times 1 + w_2 \times 0 + w_3 \times 1 = 0.4316 < 0.5$, 即认为不工作; 电饭煲的决策结果 $f=w_1 \times 1 + w_2 \times 0 + w_3 \times 1 = 0.4316 < 0.5$, 也认为不工作, 得到本文方法的结果。

同理, 可以计算得到第二次测试情况下, 电暖器的测试结果 $f=1$; 消毒柜的测试结果 $f=0.6011$; 电视机的测试结果 $f=0.2534$; 冰箱的测试结果 $f=$

0.652 3, 最终结果如表 4 所示, 得到了真实一致的辨识结果, 从而有效地避免了单一一种算法的局限性。同时可以避免偶然因素的影响, 并提高了用电设备状态识别精度。

4 结束语

本文提出了一种多决策融合的非侵入式电力负荷分解方法, 将多个算法结合在一起, 进行辨识决策。在辨识决策过程中, 权重 w_i 引入了以特征距离度量方式, 并规定特征距离越近, 其权重越大, 从而可避免单类算法辨识的误判以及电网电压波动的一些干扰。实验结果表明, 本文方法能够有效地提高辨识精度。然而, 由于用电设备通常会存在多种状态, 准确辨识某种状态仍然是一个值得研究的课题, 例如表 4 所得的结果。在下一步中, 我们将会深入展开多状态设备的状态辨识方法, 更进一步提高用户提供用电体验。

参考文献

- [1] 刘文学, 梁军, 贲志皓, 等. 考虑节能减排的多目标模糊机会约束动态经济调度[J]. 电工技术学报, 2016, 31(1): 62-70.
LIU Wenxue, LIANG Jun, YUN Zhihao, et al. Multi-objective fuzzy chance constrained dynamic economic dispatch considering energy saving and emission reduction[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(1): 62-70.
- [2] 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.
- [3] 李龙, 魏靖, 黎灿兵, 等. 基于人工神经网络的负荷模型预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(8): 225-230.
LI Long, WEI Jing, LI Canbing, et al. Prediction of load model based on artificial neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8): 225-230.
- [4] 谷云东, 张素杰, 冯君淑. 大用户电力负荷的多模型模糊综合预测[J]. 电工技术学报, 2015, 30(23): 110-115.
GU Yundong, ZHANG Sujie, FENG Junshu. Multi-model fuzzy synthetic forecasting of electric power loads for larger consumers[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(23): 110-115.
- [5] 傅守强, 汪莹, 刘素伊, 等. 基于市场的中长期电力消费需求预测[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(7): 74-80.
FU Shouqiang, WANG Ying, LIU Suyi, et al. Forecasting medium and long term electricity requirement based on market[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(7): 74-80.
- [6] 杨定立, 昌健, 王莉芳, 等. 基于峰时负荷交易的有序用电机制研究[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(7): 33-36, 43.
YANG Dingli, CHANG Jian, WANG Lifang, et al. Research on orderly-powering mechanism based on transaction of peak load[J]. Power System Protection and Control, 2015, 31(7): 33-36, 43.
- [7] 潘爱强, 时珊珊, 董瑞安, 等. 微网电能质量特征及其监测分析[J]. 高压电器, 2015, 51(6): 133-138.
PAN Aiqiang, SHI Shanshan, DONG Ruian, et al. Power quality characteristics and detection concerning in microgrid[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(6): 133-138.
- [8] 郭宁, 滕欢, 李基康. 考虑不同群体效益的微电网经济调度模型研究[J]. 高压电器, 2015, 51(10): 40-46.
GUO Ning, TENG Huan, LI Jikang. Economic dispatching model research of microgrid concerning about different beneficiaries[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(10): 40-46.
- [9] 郑小霞, 刘庆强, 林顺富, 等. 面向非干预式负荷监测的居民负荷微观特性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(10): 62-70.
ZHENG Xiaoxia, LIU Qingqiang, LIN Shunfu, et al. Research of the microscopic signatures of residential loads for NILM[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(10): 62-70.
- [10] 马斌, 张丽艳. 一种基于径向神经网络的短期风电功率直接预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(19): 78-82.
MA Bin, ZHANG Liyan. Short-term wind power direct forecasting based on RBF neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(19): 78-82.
- [11] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceedings of The IEEE, 1992, 80(12): 1870-1891.
- [12] SAWYER R L, ANDERSON J M, FOULKS E L, et al. Creating low-cost energy-management systems for homes using non-Intrusive energy monitoring devices[C] // Proceedings on 2009 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition in United States, Piscataway, September 20-24, 2009: 3239-3246.
- [13] SUZUKI K, INAGAKI S, SUZUKI T, et al. Non-intrusive appliance load monitoring based on integer programming[J]. IEEE Transactions on Power and Energy, 2008, 128(11): 1386-1392, 12.
- [14] FARINACCIO L, ZMEUREANU R. Using a pattern

- recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses[J]. *Energy and Buildings*, 1999, 30(3): 245-259.
- [15] PRUDENZI A. A neuron nets based procedure for identifying domestic appliances pattern-of-use from energy recordings at meter panel[C] // *Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference in United states*, New York, January 27-31, 2002: 941-946.
- [16] DRENKER S, KADER A. Nonintrusive monitoring of electric loads[J]. *IEEE Computer Applications in Power*, 1999, 12(4): 47-51.
- [17] LEEB S B, SHAW S R, KIRTLEY J L. Transient event detection in spectral envelope estimates for nonintrusive load monitoring[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 1995, 10(3): 1200-1210.
- [18] LAUGHMAN C, LEE K, COX R, et al. Power signature analysis[J]. *IEEE Power and Energy Magazine*, 2003, 1(2): 56-63.
- [19] PARSON O, GHOSH S, WEAL M, et al. Non-Intrusive load monitoring using prior models of general appliance types[C] // *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence in Canada*, Toronto, 2012: 356-362.
- [20] ROOS J G, LAN I E, BOTHA E C, et al. Using neural networks for non-intrusive monitoring of industrial electrical loads[C] // *Proceedings on Instrumentation and Measurement Technology Conference in Jpn*, Hamamatsu, 1994: 1115-1118.
- [21] YANG H T, CHANG H H, LIN C. Design a neural network for features selection in non-intrusive monitoring of industrial electrical loads[C] // *Proceedings of the 2007 11th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design in Australia*, Melbourne, April 24-28, 2007: 1022-1027.
- [22] MARCHIORI A, HAKKARINEN D, HAN Q, et al. Circuit-level load monitoring for household energy management[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2011, 10(1): 40-48.
- [23] 黎鹏. 非侵入式电力负荷分解与监测[D]. 天津: 天津大学, 2009.
- LI Peng. Non-intrusive method for power load disaggregation and monitoring[D]. Tianjin: Tianjin University, 2009.
- [24] 鲍伟, 高翔, 沈冰, 等. 智能变电站非侵入式测量技术研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(20): 125-129.
- BAO Wei, GAO Xiang, SHEN Bing, et al. Research method of "non-intruding test" for smart substation[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(20): 125-129.

收稿日期: 2015-11-10; 修回日期: 2016-02-26

作者简介:

王晓换(1985-), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为电能仪表行业项目管理; E-mail: yongwu_ma@163.com

李如意(1965-), 男, 硕士, 高工, 研究方向为机电控制及自动化;

周东国(1985-), 男, 通信作者, 博士, 讲师, 研究方向为智能电网、模式识别。E-mail: dgzhou1985@whu.edu.cn

(编辑 周金梅)