

DOI: 10.3969/j.issn.1006-4729.2017.04.010

非侵入式电力负荷监测技术研究

汪四仙, 毕忠勤

(上海电力学院 计算机科学与技术学院, 上海 200090)

摘要:非侵入式负荷监测(NILM)技术通过分解总电力负荷数据,使电力用户了解不同时段各类设备的电能消耗,帮助决策者制定合理的节能计划,减少能源开支,并对节能减排具有重要作用.分析了 NILM 相对于传统侵入式负荷监测的优势,具有成本低、部署简单、扩展容易等特点.概述了 NILM 的基本框架,从监督和非监督算法两个方面进行了详细介绍.讨论了现有的数据集和算法评价指标,并指出了目前 NILM 面临的挑战.

关键词:非侵入式负荷监测;基本框架;评价指标;数据集

中图分类号:TP273.5;TM714;TM76 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-4729(2017)04-0357-05

Study on Non-Intrusive Load Monitoring Technology

WANG Sixian, BI Zhongqin

(School of Computer Science and Technology, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200900, China)

Abstract: Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) technology enables power users to understand the power consumption of various types of equipment at different times by disaggregating the total energy load data to help decision makers develop sound energy efficiency plans, reduce energy costs, which plays an important role in emission reduction. The advantages of NILM are analyzed in comparison with the traditional intrusion load monitoring, and the characteristics of low cost, simple deployment and easy expansion. Secondly, the basic framework of NILM is summarized, and the NILM algorithm is introduced in detail from the two aspects of supervision and unsupervised algorithm. Then the existing data set and algorithm evaluation index are discussed. Finally, the challenges facing the current NILM are pointed out.

Key words: non-intrusive load monitoring; basic framework; evaluation criteria; dataset

为了提高国网用电利用率,减少电力系统成本,加大用户对电网的调节作用,让老百姓享受到峰谷电价优惠,需要从各个家用设备的用电时间段和用电量着手,精确掌握其用电状况,并进行细粒度的电力负荷监测,这是电网智能化建设中非常关键的技术环节.通过细粒度的能源消耗监

测,并将监测信息反馈给消费者,可以有效解决能源浪费,细化智能电表获得的总负荷数据^[1].为了实现这样的监测与反馈,研究者们提出了设备负荷监测方法(Appliance Load Monitoring, ALM),主要包括侵入式负荷监测(Intrusive Load Monitoring, ILM)和非侵入式负荷监测(Non-

收稿日期: 2017-03-09

通讯作者简介:汪四仙(1993-),女,在读硕士,安徽黄山人.主要研究方向为非侵入式电力负荷分解技术.

E-mail: wsxjy1993@163.com.

Intrusive Load Monitoring, NILM). 侵入式负荷监测是在用户的每个用电设备上安装传感器,用以采集其使用情况的数据. 该方法的优点是监测数据准确可靠,缺点是经济成本高、实施性难度大、用户接受程度较低. 与 ILM 相比, NILM 的经济成本低,实用性强^[2-5]. 随着科技的发展, NILM 的研究热度又一次提升,但对于非侵入式负荷分解的研究还不够深入,仍有较大的发展空间.

1 非侵入式负荷监测概述

非侵入式负荷监测由 HART G W 于 20 世纪 80 年代提出^[6],其实质就是负荷分解,即对小区或家庭电力负荷入口的总负荷数据进行分解,包含电压、电流、功率负荷等数据. 要达到这一目标,需要在小区或家庭总电力入口处安装数据采集设备,如传感器或智能电表,收集电压、电流、功率数据. 通过分析这些数据,有助于了解住宅的用电负荷情况,以及每个家用设备的用电情况,详细到不同时刻的用电量和用电时间,进而获取用户用电的规律信息,提升从总负荷入口获取的数据的应用价值,电力公司和电网可利用这些有价值的信息做出利国利民的决策. 这一概念受到全球范围内电力公司和科研机构的广泛关注^[7]. 随着非侵入式负荷监测系统的进一步研究,有限状态机和连续可变状态设备有了新的进展,其含义进一步扩展,演化为现今的 NILM 系统. 非侵入式负荷监测系统如图 1 所示.

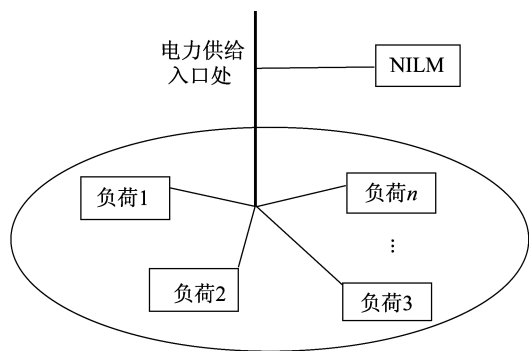


图1 NILM系统示意

各个设备功率的总和就是电力供给入口处的总功率,即:

$$P(t) = P_1(t) + P_2(t) + P_3(t) + \dots + P_n(t) \quad (1)$$

由式(1)可知,单个用电设备的功率变化将引起系统总功率的变化,反之,系统总功率的改

变必定是由单个用电设备运行状态改变而导致的. 于是可以根据系统总功率的变化情况来推测是由哪种电器所引起的,这就是 NILM 的基本概念.

自非侵入式负荷监测系统概念提出以来,各国学者陆续提出了许多用于监测和识别用电负荷的不同理念,并基于这些理念搭建了实际的负荷监测系统. 现有的负荷监测系统的基本框架如图 2 所示.

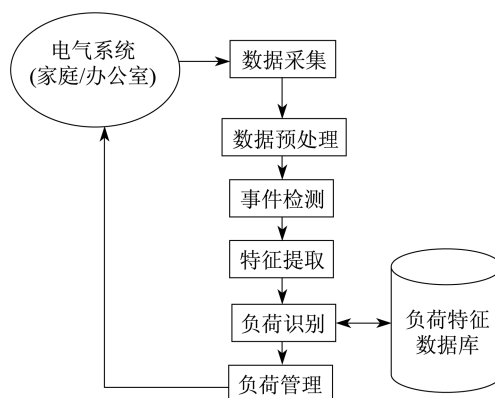


图2 NILM系统的基本框架

图 2 中,数据采集模块的作用是获取原始数据,即总负荷的稳态和暂态信号. 数据预处理模块按预设前提对数据作一定的处理,如归一化、频谱计算等. 事件检测模块对负荷投切操作进行检测,可通过设定某一负荷特征的判定阈值来得知设备运行状态的变化情况.

特征提取模块是非侵入式负荷监测系统的关键模块,它可以从稳态和暂态两个方面提取负荷特征. 提取稳态特征时,对监测系统的硬件水平要求较低,系统采样频率和计算能力较低,但稳态负荷特征很难区分特征重叠事件. 负荷暂态值比稳态值更加难以测量,对硬件水平、采样频率的要求较高,但获取波形、持续时间、谐波等暂态特征值,可以更好地定义设备状态的转变.

负荷识别模块将特征提取模块获取的负荷特征与负荷特征数据库进行对比,达到相似标准即可识别出相应设备. 建立负荷特征数据库的常用方法主要有两种:一是人工记录总结负荷特征;二是通过机器学习中的算法进行自动分类. 第 1 种方法要浪费大量的人力物力,第 2 种方法是机器学习的分支,可选择的算法有很多,故应用更为广泛.

负荷管理模块利用负荷识别模块生成的信息得到用电设备详细的耗能情况,引导用户合理消费,进而优化国家电力资源配置。

2 非侵入式电力负荷分解算法

非侵入式负荷分解算法分为监督学习方法和非监督学习方法两种。本文总结了 NILM 中运用的监督和非监督方法,并进一步分析其局限性。

负荷识别在很大程度上取决于负荷特征,根据文献[7],用户设备可按照运行状态分类如下。

(1) 1 型 双态设备,只有两个运行状态,即开和关,如台灯、烤面包机等。

(2) 2 型 有限多状态设备,有多个运行状态且是有限个,这类设备也被称为有限状态机,如洗衣机、炉灶等。这些设备的开关模式是可重复的,便于负荷分解算法的识别。

(3) 3 型 连续变状态设备,功率可变但不是周期性变化,如调光灯和电动工具。

(4) 4 型 恒定设备,一天 24 h 几乎保持稳定的有功和无功功率,如烟雾探测器、电话、有线电视接收机等。

2.1 监督学习算法

SRINIVASAN D 等人^[4]提出了一种基于神经网络的非侵入性谐波源识别算法,该方法从输入电流波形中提取负荷特征,使用不同的谐波特征惟一性来惟一地识别各种类型的设备。KAMAT S P^[5]提出了一种利用模糊识别进行负荷分解的方法。SUZUKI K 等人^[8]提出了基于整数规划的非侵入式负荷分解算法。MARCHIORI A 等人^[9]用贝叶斯算法,对每一个设备都训练一个朴素贝叶斯分类器,进而用分类器来识别单个设备的运行状态。此外,为了提高系统的识别精度和实时检测状态变化,使用贝叶斯网络分析用户行为,利用贝叶斯滤波器在线推理,提升分类器精

度。KATO T 等人^[10]提出用支持向量机来分类设备,效果良好。

王志超^[11]利用决策树算法分治的思想,结合 3 种特征参数(功率变化参数、谐波含有率、电压电流轨迹)进行识别和分类,让不同的特征参数发挥各自的优势,算法简单、高效,有效减少了与数据库比对的计算量。

2.2 非监督学习算法

最近,研究人员开始探索在没有先验信息的条件下实现负荷分解。KIM F H 等人^[12]提出结合 FHSMM (factorial hidden semi-Markov Model) 和 CFHM (Conditional Factorial Hidden Markov Model) 两种模型,产生新的模型 CFHSM (Conditional Factorial Hidden Semi-Markov)。实验结果表明,CFHSM 优于其他非监督学习算法,可以准确地将电力负荷数据分解为每个设备的电力使用信息。KOLTER J Z 等人^[13]提出了一种相关算法——加性因子近似最大后验推理算法,已经被应用于负荷分解,该算法有较高的精度和召回率,且不受局部优化的影响。

MARTINS J F 等人^[14]基于 S 变换提出了一种新的非侵入式电力负荷监测模式,并给出了相应的监测步骤。黎鹏^[15]对稳态特征进行分析,提出了一种基于最优求解方法和表格法的非侵入式负荷分解算法。最优求解方法可以在线确定不同类型设备的功耗比例,表格法在离线情况下形成估量电流和功率比例的对照表,在线情况下只要找到与实际测量的负荷电流最接近的估计电流,即可实现负荷分解。牛卢璐等人^[16]提出了一种根据暂态事件自主监测算法的 NILM,该算法基于 CUSUM 滑动窗,精度较高,鲁棒性强。

对负荷分解常用的学习算法进行比较,结果如表 1 所示。

表 1 5 种负荷分解算法的比较

学习算法	负荷特征	精度/%	训练方法	可量测	在线/离线	适用的设备类型
SVM ^[4,11-12,17]	暂态	75~98	监督	是	在线	1,2,3,4
Bayes ^[17-18]	稳态	80~99	监督	否	都有	1,2
HMM ^[19-21]	稳态	75~95	非监督	否	离线	1,2
Neural Networks ^[4,20,22]	暂态	80~97	监督	是	在线	1,2,3
KNN ^[14-15,23]	稳态	70~90	监督	是	都有	1,2

3 算法评价指标

为了便于评估负荷分解算法, KOLTER J Z 等人^[17] 构建了 REDD (the Reference Energy Disaggregation Data Set) 数据集, 该数据集记录了 6 个家庭短周期内的高频和低频数据. ANDERSON K 等人^[18] 构建了 BLUED 数据集, 记录了 1 个家庭的用电总负荷数据, 而不包含子表记录数据. BARKER S 等人^[19] 构建了 Smart 数据集, 包含 3 个家庭的总负荷数据和单个家庭的子表数据. HOLCOMB C^[22] 构建的 Pecan Street 数据集包含 10 个家庭的总负荷数据和子表负荷数据. ZIMMERMANN J P 等人^[20] 构建了 HES 数据集, 其来自 251 个家庭, 但总负荷数据只采集了 14 个家庭.

然而, 以上每个数据集的目标不同, 导致了它们使用完全不同的格式, 这就给数据集的工程应用造成了一定的障碍. 为了解决这一问题, BATRA L N 等人^[21] 提出了 NILMTK-DF, 这是启发于 REDD 数据格式的一种公共数据集格式, 可以转换现有的数据集. NILMTK 包含 6 大数据集的接口, 即 REDD, Smart, Pecan Street, iAWE, AMPDs, UK-DALE. BLUED 数据集因没有子表数据, HES 数据集因时间约束, 均不包括在 NILMTK-DF 内. NILMTK 是一个非侵入式负荷监控的工具包, 于 2014 年发布, 为支持能量分解研究提供了软件基础设施, 旨在帮助研究人员评估 NILM 算法的精度.

与此同时, 研究人员提出了各种评价分解方法的性能评价指标. 准确度是识别算法准确性最广泛使用的性能评价指标. 但对于多类分类问题, 总体准确度并不是一个契合的指标, 这是因为它受损于不平衡数据问题. LIANG J 等人^[24] 对该问题做了进一步的研究, 提出了监测准确度、分类准确度、总体准确度 3 种度量方式, 实现了全面、细致的性能评价. KOLTER J Z 等人^[25] 提出了新的评测方法 F 度量, 其运算公式为 $\frac{2pr}{p+r}$, 其中精度 p 是负荷分解后相关设备的功率值与其总功率的比值, 召回率 r 是负荷分解后相关设备的功率值与实际设备的功率值的比值.

ZEIFMAN 等人^[23] 使用 ROC 曲线来比较不同模型的性能, 该方法简单、直观, 还可准确反映

不同算法之间的区别. 此外, 部分研究还用到混淆矩阵、特征曲线等评价指标.

4 非侵入式负荷监测技术面临的挑战

虽然 NILM 受到了广大研究者的关注, 但实现切实可行的 NILM 系统还面临着不少的挑战.

(1) 由于每种设备的负荷特征存在高组间可变性, 难以形成通用的负荷模型, 而且大多数的功耗模型取决于特定的用户设置.

(2) 低功耗家电有相似的功耗特性, 增加了负荷识别任务的难度.

(3) 非侵入式负荷监测在 1 型和 2 型设备的识别上表现良好, 识别精度较高, 但对 3 型和 4 型设备的识别难度比较大.

(4) 大多数的 NILM 方法要求离线训练数据, 而且负荷特征数据库也不可能包含各类设备的负荷特征, 因此分解算法无法识别出不在特征数据库中的新设备.

5 结语

由于侵入式负荷监测系统的高成本、低可靠性、实施难度高等缺陷, ALM 领域的研究多集中于非侵入式负荷监测. NILM 在保持低成本和高可靠性的前提下, 在设备负荷监测上获得了令人满意的结果. 本文阐述了 NILM 系统的概念, 总结了负荷识别和算法评估的研究现状, 并进一步比较了两种常用方法的优缺点.

参考文献:

- [1] DARBY S. The effectiveness of feedback on energy consumption[M]. A Review for Defra of the Literature on Metering Oxford: Oxford University Press, 2006: 486.
- [2] HART G W. Residential energy monitoring and computerized surveillance via utility power flows[J]. IEEE Technology & Society Magazine, 1989, 8(2): 12-16.
- [3] FROEHLICH J, LARSON E, GUPTA S, et al. Disaggregated end-use energy sensing for the smart grid[J]. IEEE Pervasive Computing, 2010, 10(1): 28-39.
- [4] SRINIVASAN D, NG W S, LIEW A C. Neural-network-based signature recognition for harmonic source identification[J]. Power Delivery, IEEE Transactions on, 2006, 21(1): 398-405.
- [5] KAMAT S P. Fuzzy logic based pattern recognition technique for non-intrusive load monitoring[C]//TENCON 2004. 2004 IEEE Region 10 Conference, 2004: 528-530.
- [6] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J].

- IEEE Proc. ,1992(80):1 870-1 891.
- [7] COLLINS K, MALLICK M, VOLPE G, *et al.* Smart energy monitoring and management system for industrial applications [C] // Electrical Power and Energy Conference, 2012 IEEE. London: IEEE, 2012: 92-97.
- [8] SUZUKI K, INAGAKI S, SUZUKI T, *et al.* Non-intrusive appliance load monitoring based on integer programming [C] // Int. Conference on Instrumentation, Control and Information Technology, Tokyo, Japan, 2008: 2 742-2 747.
- [9] MARCHIORI A, HAKKARINEN D, HAN Q, *et al.* Circuit-level load monitoring for household energy management [J]. IEEE Pervas Computer, 2011 (10): 40-48.
- [10] KATO T, CHO H S, LEE D. Appliance recognition from electric current signals for information-energy integrated network in home environments [C] // Proceedings of the 7th International Conference on Smart Homes and Health Telematics, Tours, France, 2009: 150-157.
- [11] 王志超. 住宅用电负荷的非侵入式监测方法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
- [12] KIM Frequency H, MARWAH M, ARLITT M, *et al.* Unsupervised disaggregation of low power measurements [C] // On data mining Mesa, AZ, USA, Proceedings of the 11th SIAM International Conference, 2011: 28-30.
- [13] KOLTER J Z, JAAKKOLA T. Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation [J]. Mach Learn. Res, 2012 (22): 1 472-1 482.
- [14] MARTINS J F, LOPES R, LIMA C, *et al.* A novel nonintrusive load monitoring system based on the S-transform [C] // Optimization of Electrical and Electronic Equipment (OPTIM), 2012/13th International Conference on. IEEE, 2012: 973-978.
- [15] 黎鹏. 非侵入式电力负荷分解与监测 [D]. 天津: 天津大学, 2009.
- [16] 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.
- [17] KOLTER J Z, JOHNSON M J. REDD: a public data set for energy disaggregation research [C] // Proceedings of 1st KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability, San Diego, CA, USA, 2011.
- [18] ANDERSON K, OCNEANU A, BENITEZ D, *et al.* BLUEED: a fully labeled public dataset for event-based non-intrusive load monitoring research [C] // Proceedings of end KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability, Beijing, China, 2012: 12-16.
- [19] BARKER S, MISHRA A, IRWIN D, *et al.* Smart * : an open data set and tools for enabling research in sustainable homes [C] // Proceedings of end KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability, Beijing, China, 2012.
- [20] ZIMMERMANN J P, EVANS M, GRIGGS J, *et al.* Household electricity survey: a study of domestic electrical product usage [R]. Technical Report 866141, DEFRA, May 2012.
- [21] BATRAL N, KELLYZ J, PARSON O, *et al.* NILMTK: an open source toolkit for non-intrusive load monitoring [J]. Future Energy Systems, 2014 (4): 265-276.
- [22] HOLCOMB C. Pecan Street Inc: a test-bed for NILM [C] // International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring, Pittsburgh, PA, USA, 2012.
- [23] ZEIFMAN M. Disaggregation of home energy display data using probabilistic approach [C] // IEEE Traps. Consum. Electron, 2012: 23-31.
- [24] LIANG J, NG S, KENDALL G, *et al.* Load signature study Part I: Basic concept, structure methodology [J]. IEEE Trans. Power Del, 2010, 25 (2): 551-560.
- [25] KOLTER J Z, BATRA S, NG A Y. Energy disaggregation via discriminative sparse coding [C] // International Conference on Neural Information Processing Systems, 2010: 1 153-1 161.

(编辑 白林雪)

(上接第 345 页)

- [18] MARINO D L, AMARASINGHE K, MANIC M. Building energy load forecasting using deep neural networks [C] // Industrial Electronics Society. IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE. IEEE, 2016: 7 046-7 051.
- [19] RYU S, NOH J, KIM H. Deep neural network based demand side short term load forecasting [J]. Energies, 2016, 10 (1): 3.
- [20] COELHO V N, COELHO I M, RIOS E, *et al.* A hybrid deep learning forecasting model using gpu disaggregated function evaluations applied for household electricity demand forecasting [J]. Energy Procedia, 2016, 103: 280-285.

(编辑 桂金星)