

引用格式:赵学明,杨国朝,杨朝雯,等.非介入式工业设备监测方法研究[J].电力科学与技术学报,2024,39(5):112-117.

Citation: ZHAO Xueming, YANG Guozhao, YANG Zhaowen, et al. Research on non-invasive industrial equipment monitoring methods[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(5): 112-117.

非介入式工业设备监测方法研究

赵学明, 杨国朝, 杨朝雯, 郝爽, 焦龙

(国网天津市电力公司, 天津 300100)

摘要:非介入式负荷监测(non-invasive load monitoring, NILM)技术可以不侵入用户内部,仅通过对用户电表数据的分析就能获取用户各个用电设备的用电信息。NILM在居民负荷分解中的研究和应用很多,但在工业负荷上的应用却很少。一方面,工业负荷在负荷特性和负荷数据分布方面与民用负荷差别较大,致使许多应用于居民场景中的方法在迁移至工业场景后性能下降明显;另一方面,工业用户出于对保护隐私的考虑不会公开用电数据,利用有限的学习数据有效学习工业负荷设备知识是极具挑战性的。为应对这些问题,提出一种基于因子隐马尔科夫模型(factorial hidden Markov model, FHMM)的工业负荷分解方法。该方法利用FHMM的多条独立的隐状态链模拟工业负荷设备的运行状态转换过程,求解设备在各时刻所处的状态,即可结合状态能耗信息预测设备用电量。最后利用某工厂的现场能耗监测数据对所提方法进行测试,结果表明所提方法具有良好的负荷分解效果。

关键词:工业负荷;负荷监测;非介入式负荷监测;状态空间;因子隐马尔科夫模型

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.05.012 **中图分类号:** TM615 **文章编号:** 1673-9140(2024)05-0112-07

Research on non-invasive industrial equipment monitoring methods

ZHAO Xueming, YANG Guozhao, YANG Zhaowen, HAO Shuang, JIAO Long

(State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300100, China)

Abstract: Non-invasive load monitoring (NILM) technology can obtain the electricity consumption information of various electrical devices of users without intruding into their premises, solely through the analysis of data from their electricity meters. NILM has been extensively researched and applied in residential load disaggregation, but its application in industrial loads is limited. On one hand, industrial loads differ significantly from residential loads in terms of load characteristics and data distribution, leading to a noticeable performance decline when methods designed for residential scenarios are applied to industrial settings. On the other hand, industrial users, concerned about privacy protection, are reluctant to disclose their electricity consumption data, making it highly challenging to effectively learn about industrial load equipment using limited data. To address these issues, an industrial load disaggregation method based on the factorial hidden Markov model (FHMM) is proposed. This method utilizes multiple independent hidden state chains of the FHMM to simulate the operational state transition process of industrial load equipment. By determining the state of the equipment at each moment, the electricity consumption of the equipment can be predicted in conjunction with state-specific energy consumption information. Finally, the proposed method is tested using on-site energy consumption monitoring data from a factory, and the results demonstrate its effective load disaggregation performance.

Key words: industrial load; load monitoring; non-invasive load monitoring; state space; factorial hidden Markov model

在能源危机和环境污染严重的压力下,缓解能源短缺和控制环境有害物的排放成为亟待解决的

问题,而获取每个电器或设备的详细功耗信息可以提高能源利用效率、缓解能源短缺和环境污染带来

收稿日期:2021-12-24;修回日期:2022-08-28

基金项目:国网天津市电力公司科技项目(KJ21-2-10)

通信作者:赵学明(1994—),男,硕士,助理工程师,主要从事市场拓展方面的研究;E-mail: 18722584846@126.com

的危机^[1-3]。获得电器用电信息的方法有很多,近年来颇受关注的非介入式负荷监测(non-invasive load monitoring, NILM)技术是相对经济有效的方法之一。NILM技术是由Hart^[4]于1992年率先提出的,其是一种向用户负荷提供各种电器设备功耗信息的方法;采用该方法时只需在用户负荷端口处安装一个传感设备,而无须在每一个电器设备电源接口处单独安装侵入式监测设备或特定的传感器。NILM技术的应用可以帮助用户提高能源效率、节约用电,甚至检测设备故障。目前,很多学者正在对NILM技术进行研究,不过大多只是针对居民负荷的研究^[5-10]。

中国工业用电占比大,对污染物的治理水平仍较低,使得潜在环境风险较大,因此,工业部门节能减排的潜力巨大^[11],工业用电能效的提升不仅能大大降低全社会能耗,而且符合绿色发展理念;主要工业设备监测对于缓解能源短缺和环境污染、帮助工业用户节能减排具有重要价值。

然而,针对工业场景的NILM技术的研究成果并不多,部分原因是获取工业负荷用电数据相对困难,并且居民负荷监测方法在该工业负荷上复制的难度较大。文献[12]建议根据电器设备内部的基本部件对商业和工业负荷进行分类,该方法运行良好,但需要根据有标记的数据集进行分析;文献[13]将粒子群优化算法应用在工商业建筑负荷分解中,并且采用4种自适应算法对分解结果进行改进,提高了算法对局部最优解的鲁棒性,减少了计算时间,但是该算法仍然存在可能陷入局部最优解的问题;文献[14-15]将因子隐马尔可夫模型(factorial hidden Markov model, FHMM)^[16]应用于分解工业负荷,分别使用电流和有功功率作为输入。值得一提的是,文献[15]中使用了一个新的工业数据集,本文从中国一家工厂收集到了实际数据,针对主要工业设备,在新的工业数据集上实现基于FHMM的负荷分解。

在上述背景下,本文以秒级的工业负荷数据为基础,研究基于高斯混合模型(gaussian mixture model, GMM)的FHMM非介入式主要工业设备监测方法。首先对本文研究的目的和解决的问题进行整体阐释;然后详细介绍本文所提基于GMM的FHMM工业负荷分解方法;最后测试现场采集得到的新的工业数据集。实验证明,有赖于将有功和无功功率作为输入量同时观测,本文方法对工业设备运行状态的辨识精度有一定的突破。

1 问题总结

了解工业企业和工厂中各主要设备的详细功耗,可以优化运营、节约能源成本以及提高市场竞争力。许多工业企业对自己的设备进行侵入式监测,以帮助员工了解其运行情况并及时发现故障,有助于提高能效。然而,由于智能传感器的安装成本高,或者考虑对生产中断的潜在影响,很难在某些工业设备中安装侵入式监测装置,因此, NILM技术是工业企业监测工业设备或生产线能耗的一个很好的选择。

NILM的目的是,根据单个计量点的汇总数据估算每个下游设备的能耗。NILM只需在主电源入口处安装一个传感器,采集端口总电流和电压等数据,并使用有效的信号分析方法识别与每个电器相关的用电特征,从而完成场景内各电器的负荷状态识别,并获得各电器设备的功耗和运行状态^[17]。

NILM问题可以表示为

$$x_t = \sum_{n=1}^N x_{n,t} + \epsilon \tag{1}$$

式中, x_t 为监测装置记录 t 时间的全部电器设备的总功耗; N 为总负荷中的设备数量; $x_{n,t}$ 为第 n 个设备 t 时间的功耗, 如有功或无功功率; ϵ 为噪声。

NILM问题希望从 t 时间的总负荷信号中获取第 n 个目标设备的功耗值。对于研究中的特定工业场景, 根据法规或操作要求, 需要监控和记录一些主要生产设备的使用情况。此前, 基于FHMM模型的NILM方法已在居民负荷分解中得到了较为成功的应用^[7-10], 但是工业和居民用户用电存在较大的差异性, 如表1所示。因此, 本文依托实际工程, 针对采用FHMM模型来解决工业场景的NILM问题进行初步研究, 并在现场采集的工业数据上验证该方法的效果。

表1 工业和居民用户用电的差异性

Table 1 Differences in electricity consumption between industrial and residential users

负荷类型	负荷水平	事件模式
居民	电量消耗相对较低	在特定的时间有清晰的事件模式; 事件重叠的设备较少, 重叠时相关性更强
工业	电量消耗更大	没有重要的事件模式; 重叠事件较多, 且相关性弱

2 基于GMM的FHMM工业负荷分解

隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)

于20世纪70年代由Baum等人提出,具有较强的动态建模能力,可以对同一时间维度上的数据进行离散化建模,已成为信号处理、模式识别等领域中最有效的处理方法之一。FHMM由Ghahramani和Jordan提出,是HMM的一种扩展模型,包含多条独立的马尔可夫链,具有强大的时序模型分类能力,特别适合非平稳、重复再现性差的信号分析,并且可以减弱HMM的过拟合现象。FHMM于2011年被应用于解决NILM问题,并已被证明在低采样率(如1/60 Hz)的居民负荷分解中具有良好的效果。

FHMM是一种多链HMM模型,包含多个马尔可夫链和一个观测序列,其不直接输出每个隐马尔可夫链的观测值,而是输出每个马尔可夫链的观测值之和。对于NILM问题,总有功或无功功率是观测序列,每个设备的状态和功耗未知,因此,每个设备都可以被描述为一个HMM,并且设备的工作状态是一个马尔可夫链。总功率是每个设备功率的总和,可以将其描述为由多个HMM组成的FHMM, FHMM的观察序列就是功耗。

在工业负荷分解场景中,对于包含 n 个电力设备的负荷分解,其模型采用FHMM描述,如图1所示。FHMM是由若干个相互独立的HMM(设备)并行演化而来,输出值(有功功率)取决于同一时刻所有HMM的状态。

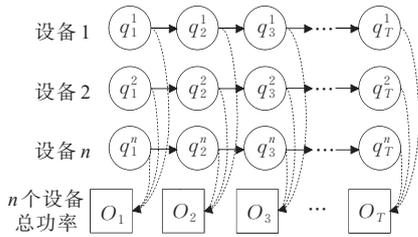


图1 FHMM示意

Figure 1 Diagram of FHMM

基于上述FHMM模型,负荷分解问题可以描述为在一段时间 T 内,总负荷的有功和无功功率数据和每个设备的HMM参数已知,求解每个设备的状态;经过状态估计后每个电器设备的用电数据将从总功率数据中分解出来。这类问题通常采用Viterbi算法求解^[18]。在此基础上,为了减少人工干预、简化训练过程以及减少计算负担,本文提出一种基于GMM的FHMM模型,并采用误差平方和(sum of squared error, SSE)确定最佳聚类数。

本文未指定每个设备的聚类数,而是采用SSE

确定最佳聚类数 k ,随着 k 的增加,SSE减小,当 k 达到最优聚类数时,SSE趋于零。若针对第 n 个设备确定 k 个聚类簇,则SSE为

$$S_n = \sum_{i=1}^k \sum_{z \in c_i} d(c_i, z) \quad (2)$$

式中, k 为聚类数; c_i 为集群中心; d 为欧几里得距离。

GMM假设数据服从高斯混合分布,其适用于功率具有多个不同分布或具有不同参数的同一类型分布的负荷;GMM的应用可以克服传统高斯分布对噪声和异常值敏感的缺点。GMM的表述如下:

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k p(z|k) = \sum_{k=1}^K \pi_k \Phi(z|\mu_k, \sigma_k) \quad (3)$$

式中, K 为聚类数; π_k 为权重; $p(z|k)$ 为概率密度函数,服从正态分布; μ_k 为平均值; σ_k 为方差。

通过期望最大化(expectation-maximization, EM)算法对GMM进行训练,以确定 π_k 、 μ_k 和 σ_k 的最佳参数。

3 测试与讨论

本文依托实际工程验证所提NILM技术在工业场景的应用效果,对工业场景的NILM技术进行初步探索。

3.1 数据集

大多数公共NILM数据集仅包括来自住宅或商业场景的数据,很少有来自工业场景的数据^[19-25],因此在本文的工作中,首先进行工业场景的现场数据采集。由于不同类型工业用户的负荷容量、负载构成和配电设施可能差异性较大,加之现有智能电表难以支持高频率(如秒级)数据监测与存储,为了获取现阶段研究所需数据,通常需要考虑以下因素为不同工业场景设计特定的数据采集方案:一方面,需要根据供电线路的线路连接拓扑和设备容量选择合适量程的电流互感器;另一方面,需要根据安装地点的摆放空间选择合适类型或制式的互感器。若采用现场采集—主站服务器存储的在线数据采集与存储方式,则需要为采集设备选定合适的通信和组网方案,这可能涉及相应的设备或系统改造。

在现场数据采集工作中,以1 Hz的采样率采集中国某工厂12个工作日内3个主要设备的有功功率、无功功率、电压和电流,工厂供电示意如图2所示。

该工厂某车间生产设备总功率约 200 kW,由 3 条支路供电。某天的总有功和无功功率曲线如图 3 所示;各设备有功功率、无功功率曲线如图 4 所示。出于工厂的隐私保护,本文采集了各设备的功率曲线,但未知各设备的具体类别。将收集到的 1 Hz 有

功和无功功率数据分为 2 组:50% 的数据作为训练集,其余 50% 的数据作为测试集。



图 2 工厂供电示意

Figure 2 Schematic diagram of factory power supply

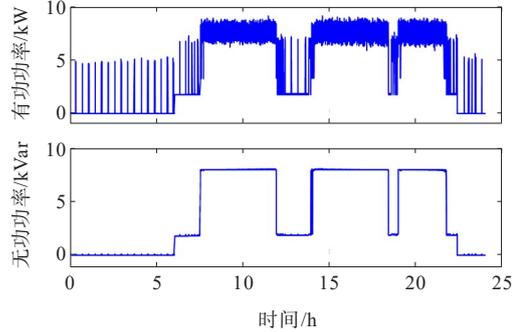


图 3 工厂总有功功率和无功功率

Figure 3 Total active and reactive power of the factory

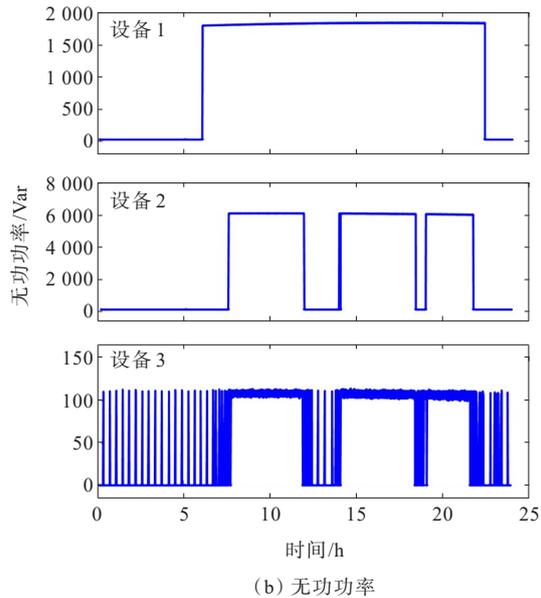
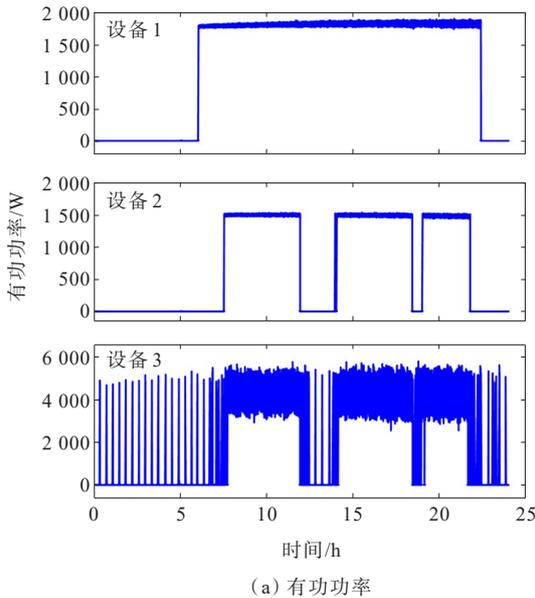


图 4 各设备有功和无功功率

Figure 4 Active and reactive power of each device

3.2 结果

FHMM 在居民负荷分解中有很好的应用,但由于工业负荷具有不同的运行特性,且比居民负荷更复杂,因此不能直接迁移到求解工业负荷的 NILM 问题中。不同设备或线路之间的耗电量较大,同一设备在运行过程中功率波动较大,部分设备可能长时间连续运行。为了达到更好的负荷分解效果,使用带标签的训练数据集对 FHMM 进行训练,然后将得到的 FHMM 应用在测试集中测试其分解效果。

本文采用 F-measure 指数评估所提基于 FHMM 的 NILM 模型性能,即

$$F_{\text{measure}} = \frac{2P_r \cdot R_e}{P_r + R_e} \quad (4)$$

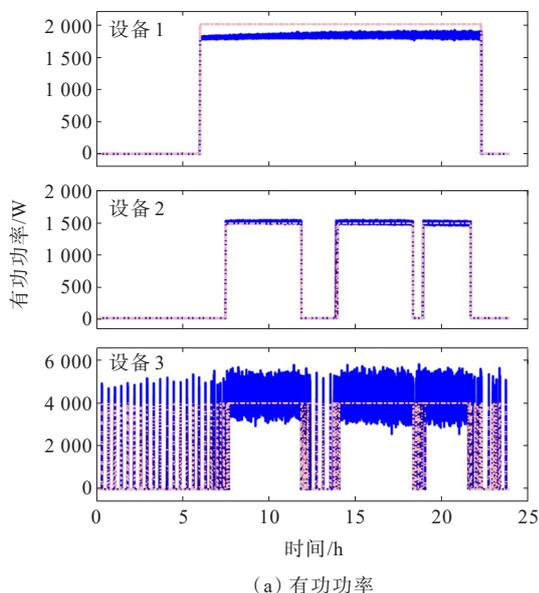
式中, P_r 为分类准确率; R_e 为召回率。

F-measure 是测试分类准确度的一个评价指

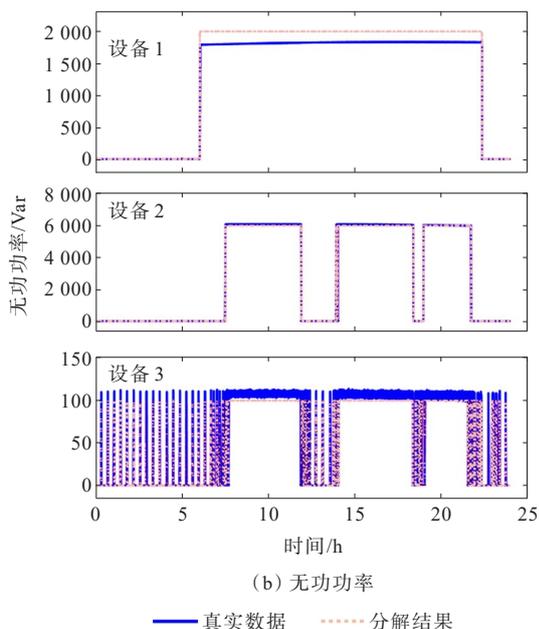
标,综合考虑了准确率和召回率,其广泛用于 NILM 性能评估,可以更好地反应设备被正确检测为开启或关闭的程度^[7]。

分解的目标是正确识别设备的开关状态。FHMM 基于工业负荷有功和无功功率的分解结果如图 5 所示;各设备分解结果之和与总功率的对比如图 6 所示;所用方法的负荷分解结果如图 7 所示,可以认为大部分设备均能有效辨识, F-measure 指数评估范围达到了 83.56%~95.62%;设备 2 的识别精度较差,主要是因为设备 2 的运行功率较低,与其他设备的波动功率相似,分解结果易混淆。

与仅使用有功功率作为观测值的 FHMM 方法^[14]相比,本文使用有功和无功功率作为观测值的方法取得了更好的分解结果,分解结果的比较如表 2 所示。



(a) 有功功率



(b) 无功功率

— 真实数据 - - - 分解结果

图5 各设备的分解结果

Figure 5 Decomposition results of each device

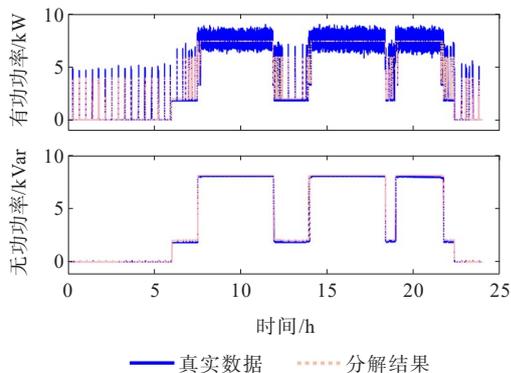


图6 各设备分解结果之和与总功率的对比

Figure 6 Comparison of the sum of the decomposed results of each device with the total power

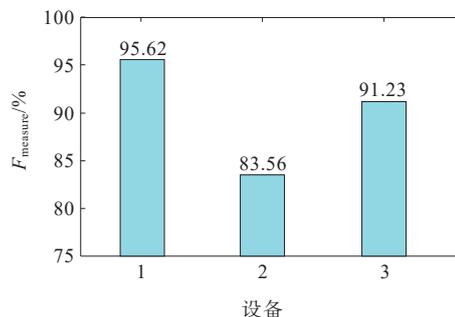


图7 分解结果

Figure 7 Decomposition results

表2 不同方法的效果对比

Table 2 Effects comparison of different methods %

方法	$F_{measure}$		
	设备1	设备2	设备3
FHMM	90.83	60.40	46.78
本文	95.62	83.50	91.23

基于FHMM的NILM方法可以很好地分解和监测一些工业电器设备。与仅使用有功功率相比,同时考虑有功和无功功率提高了分解效果,这是因为某些设备的有功功率特性相似,但无功功率特性不同。

应注意的是,训练FHMM时本文使用了标记的有功和无功功率数据。这是因为工业负荷复杂的运行特性,且仅已知12 d的数据,这些条件对无监督的FHMM提出了巨大的挑战,通过直接无监督训练获得的FHMM分解性能较差。

4 结语

本文对工业场景的NILM技术进行了初步研究,提出了一种基于FHMM的非介入式主要工业设备监测技术,该模型同时使用有功和无功功率作为观测值,并在工厂采集的实际数据上进行测试。实验结果表明,基于FHMM的NILM方法是一种有效的工业负荷分解方法,为类似研究提供了很好的参考。未来将收集更多的工业数据,研究如何实现无监督工业负荷分解,并做深入的对比分析。

参考文献:

[1] ARMEL K C, GUPTA A, SHRIMALI G, et al. Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity[J].Energy policy,2013,52:213-234.

[2] 金梦,朱鑫要,周前. 新能源对电网调峰特性影响定量评估及应用[J]. 高压电器,2023,59(4):70-76.

JIN Meng, ZHU Xinyao, ZHOU Qian. Quantitative assessment of influence of renewable energy on peak regulation characteristics of power grid and its application[J].High Voltage Apparatus,2023,59(4):70-76.

- [3] 谭青博,潘伟,王竹宁,等.新型电力系统下综合能源系统的投资决策模型[J].智慧电力,2023,51(8):46-52.
TAN Qingbo,PAN Wei,WANG Zhuning,et al.Investment decision model for comprehensive energy system under new power system[J].Smart Power,2023,51(8):46-52.
- [4] 鲍海波,杨舒惠,陈子民,等.事件检测类非侵入式负荷监测算法综述[J].电力系统自动化,2023,47(13):94-109.
BAO Haibo,YANG Shuhui,CHEN Zimin,et al.Review on event-inspection based non-intrusive load monitoring algorithms[J].Automation of Electric Power Systems,2023,47(13):94-109.
- [5] 宋玮琼,王立永,宋威,等.基于设备运行状态检测与能量回归同步评估的居民非介入式负荷辨识算法研究[J].电测与仪表,2023,60(12):182-188+195.
SONG Weiqiong,WANG Liyong,SONG Wei,et al.Research on residential non-intrusive load identification algorithm based on equipment operation state detection and energy regression synchronous evaluation[J].Electrical Measurement & Instrumentation,2023,60(12):182-188+195.
- [6] LIU B,LUAN W,YU Y.Dynamic time warping based non-intrusive load transient identification[J].Applied Energy,2017,195:634-645.
- [7] 杨秀,李安,孙改平,等.基于改进GMM-CNN-GRU混合的非侵入式负荷监测方法研究[J].电力系统保护与控制,2022,50(14):65-75.
YANG Xiu,LI An,SUN Gaiping,et al.Non-invasive load monitoring based on an improved GMM-CNN-GRU combination[J].Power System Protection and Control,2022,50(14):65-75.
- [8] 罗卿.非侵入式家用负荷监测算法研究[D].长沙:湖南大学,2021.
LUO Qing.The research on non-invasive household load monitoring algorithm[D].Changsha:Hunan University,2021.
- [9] 苏欣,袁葆,张瑞,等.基于非侵入式负荷识别的交流电压幅值测量[J].电网与清洁能源,2022,38(12):101-106.
SU Xin,YUAN Bao,ZHANG Rui,et al.AC voltage amplitude measurement based on non-intrusive load identification[J].Power System and Clean Energy,2022,38(12):101-106.
- [10] 余贻鑫,刘博,栾文鹏.非侵入式居民电力负荷监测与分解技术[J].南方电网技术,2013,7(4):1-5.
YU Yixin,LIU Bo,LUAN Wenpeng.Nonintrusive residential load monitoring and decomposition technology[J].Southern Power System Technology,2013,7(4):1-5.
- [11] DING S,HPEL K W,DANG Y.Forecasting China's electricity consumption using a new grey prediction model[J].Energy,2018,149:314-328.
- [12] TRUNG K N,ZAMMIT O,DEKNEUVAL E,et al.An innovative non-intrusive load monitoring system for commercial and industrial application[C]//5th International Conference on Advanced Technologies for Communications,Hanoi,Vietnam,2012.
- [13] BRUCKE K,ARENS S,TELLE J S,et al.Particle swarm optimization for energy disaggregation in industrial and commercial buildings[EB/OL].<https://arxiv.org/abs/2006.12940v1>,2020-06-23.
- [14] SUZUKI R,KOHMOTO S,OGATSU T.Non-intrusive condition monitoring for manufacturing systems[C]//25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO),Kos,Greece,2017.
- [15] MARTINS P B M,GOMES J G R C,NASCIMENTO V B,et al.Application of a deep learning generative model to load disaggregation for industrial machinery power consumption monitoring[C]//IEEE International Conference on Communications,Control,and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm),Aalborg,Denmark,2018.
- [16] GHAHRAMANI Z,JORDAN M I.Factorial hidden Markov models[J].Machine learning,1997,29(2):245-273.
- [17] ZEIFMAN M,ROTH K.Nonintrusive appliance load monitoring:review and outlook[J].IEEE transactions on Consumer Electronics,2011,57(1):76-84.
- [18] FORNEY G D.The viterbi algorithm[J].Proceedings of the IEEE,1973,61(3):268-278.
- [19] KOLTER J Z,JOHNSON M J.REDD:a public data set for energy disaggregation research[C]//The SustKDD workshop on Data Mining Applications in Sustainability,San Diego,CA,USA,2011.
- [20] KAHL M,HAQ A U,KRIECHBAUMER T,et al.Whited-a worldwide household and industry transient energy data set[C]//The 3rd International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring,Vancouver,Canada,2016.
- [21] ANDERSON K,OCNEANU A,BENITEZ D,et al.BLUED:a fully labeled public dataset for event-based non-intrusive load monitoring research[C]//The ACM workshop on data mining applications in sustainability,Beijing,China,2012.
- [22] MONACCHI A,EGARTER D,ELMENREICH W,et al.GREEND:an energy consumption dataset of households in Italy and Austria[C]//IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm),Venice,Italy,2014.
- [23] KELLY J,KNOTTENBELT W.The UK-DALE dataset,domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes[J].Scientific data,2015,2(1):1-14.
- [24] GULATI M,RAM S S,SINGH A.An in depth study into using EMI signatures for appliance identification[C]//The 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-efficient Buildings,Memphis,TN,United States,2014.
- [25] BATRA N,GULATI M,SINGH A,et al.It's different:insights into home energy consumption in India[C]//5th ACM Workshop on Embedded Systems For Energy-Efficient Buildings,Rome,Italy,2013.