

# 非侵入式负荷监测关键技术问题研究综述

郭红霞<sup>1,2</sup>, 陆进威<sup>1,2</sup>, 杨 苹<sup>1,2</sup>, 刘泽健<sup>1,2</sup>

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2. 华南理工大学 广东省绿色能源技术重点实验室, 广东 广州 510640)

**摘要:**非侵入式负荷监测(NILM)技术能够利用在总线处单点测量的数据识别用户内部的负荷,是建设泛在电力物联网与透明电网的基础技术之一。在分析NILM基本实现框架和技术体系的基础上,对NILM应用亟需解决的三大关键技术问题进行综述,包括数据源选择、算法精度和可扩展性问题。在数据源选择问题上,分析并总结了低频与高频数据源在NILM中的应用,尤其是智能电表在NILM中的应用;在算法精度问题上,对现有NILM算法模型与算法评估方案进行了回顾与分析;而针对目前少有研究涉及可扩展性问题,通过联动NILM与语音识别和机器学习领域,对去噪识别与新负荷的标记和训练问题进行分析与探讨。最后对NILM的未来发展趋势与应用进行了展望。

**关键词:**非侵入式负荷监测;机器学习;智能电表;泛在电力物联网;透明电网

**中图分类号:**TM 714

**文献标志码:**A

**DOI:**10.16081/j.epae.202011001

## 0 引言

在建设泛在电力物联网以及实现电网透明化成为电网未来发展方向背景下<sup>[1-2]</sup>,获取蕴含各个用电设备运行状态信息的小粒度运行数据是实现泛在电力物联的重点与难点,根据单个负荷的运行信息,用户可以了解各个设备的用能规律,能节省高达14%的电能支出<sup>[3]</sup>,因此,为用户提供负荷状态信息以及节能降费的解决方案,将成为能源数字化、信息化转型背景下电网公司和众多综合能源服务商未来的重要商业模式之一。而负荷监测是获取各个用电设备运行状态信息的重要手段。

负荷监测有2种常用的实现方法,分别是侵入式负荷监测ILM(Intrusive Load Monitoring)方法与非侵入式负荷监测NILM(Non-Intrusive Load Monitoring)方法,前者着重硬件,通过在各个设备上加装传感器,对设备进行单独监测;后者着重软件,利用用户的总线用电数据,通过算法分析得到用户内部各个负荷的运行状态。在低成本智能传感器技术得到推广之前,相比于ILM,NILM具有明显的成本优势。

NILM最早于20世纪80年代由Hart提出<sup>[4]</sup>,然而受限于NILM计算复杂度高、精度不足的缺点,并未引起广泛关注。直至近二十年,随着计算机技术与人工智能算法的迅速发展,NILM再次引起国内外

学者的重视,涌现出较多的研究成果。目前已有学者对NILM的基本理论与研究成果进行了系统性的总结和整理,但现有综述类文献关注的重点是NILM在原理与实现方法上的学术理论研究成果,而未能结合NILM在实际应用中遇到的技术问题及其解决方案进行专门的、有针对性的讨论,而后者恰好是NILM研究机构需要重点投入的领域,也是NILM服务供应商与用户最为关注的对象。

实际上,尽管NILM被认为是实现低成本负荷监测的有效手段,但现有大部分NILM的研究目标还是局限在识别种类较为有限的负荷,NILM能否面向用户内部以及市场上种类繁多的负荷实现高精度的负荷识别,仍备受争议<sup>[5-6]</sup>。具体而言,NILM在实际应用中主要面临以下3个问题:①数据源选择问题,即为了实现NILM的既定功能,应使用何种数据采集装置、采集何种负荷特征及采样频率的选择问题;②面对大用户群体的海量用电负荷时NILM的算法精度问题;③新负荷接入对NILM性能的影响以及新负荷的识别问题,该问题往往被称为NILM的可扩展性(scalability)问题。其中,选择合适的数据库将确保不同负荷在特征空间上具有足够的辨识度,是实现NILM的前提条件;面向不同用户中的各类负荷均能够保持较高的精度,即确保NILM在不同用户中的泛用性,是NILM应用与推广的关键条件;排除新负荷接入对NILM性能的影响并实现新负荷的识别,将确保NILM面对动态变化的负荷空间时的鲁棒性与适应性,是NILM长期正常工作的重要条件。

在简要回顾NILM基本实现框架与技术体系的基础上,本文将对上述3个问题的国内外研究成果进行分析,并对NILM未来的研究方向进行展望。

**收稿日期:**2020-03-22;**修回日期:**2020-09-01

**基金项目:**广东省科技计划项目(2017B030314124);广东大学生科技创新培育专项资金(“攀登计划”专项资金)资助项目(pdjh2019b0038)

Project supported by the Technologies Planning Program of Guangdong Province(2017B030314124) and the Special Fund for Cultivating Science Innovation of Guangdong University(Special Fund for “Climbing Plan”)(pdjh2019b0038)

## 1 NILM的基本实现框架及技术体系

NILM的基本实现框架如图1所示。首先,NILM需要获取用户的总线用电数据并提取其中的特征,利用所提取的负荷特征对NILM模型进行训练,建立所提取特征与负荷运行状态的映射关系;进一步地,NILM算法根据映射关系利用总线特征数据识别用户内部的负荷状态,实现负荷识别。

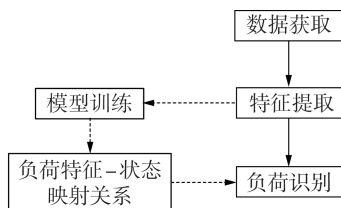


图1 NILM的基本实现框架

Fig.1 Basic implementation framework of NILM

按照识别负荷的种类、使用的负荷特征、使用的算法以及NILM的相关辅助工具对现有NILM研究进行归纳,可将NILM相关研究内容概括为图2所示的各个模块。

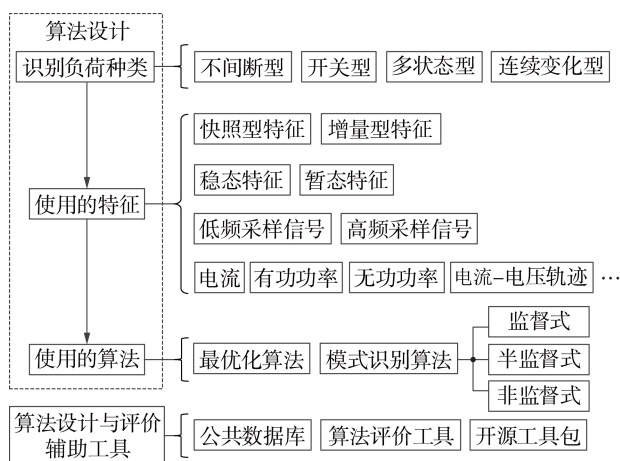


图2 NILM的技术体系

Fig.2 Technology system of NILM

其中,使用的特征与数据源选择问题密切相关,使用的算法模型和算法评价工具与算法精度问题密切相关,而针对NILM可扩展性问题的研究较少,尚无系统的解决方案。除了NILM的相关研究成果,本文将结合语音分离领域与机器学习领域的相关研究成果,对NILM的可扩展性问题进行初步的探讨。

## 2 数据源选择问题

### 2.1 问题描述

NILM本质上是对总线特征数据进行分类的过程<sup>[7]</sup>,每个类别代表负荷的工作状态,特征空间的组建将直接影响分类效果。数据源选择问题就是考虑选择何种特征作为NILM模型的输入,在此基础上决定以何种频率对数据进行采集,满足不同负荷辨

识需求的问题。考虑实际应用中数据采集装置的经济性与普及性,NILM数据源选择问题的解决方案可分为以智能电表数据为代表的低频采样方案,以及在低频特征无法胜任负荷识别时利用高频特征提高负荷辨识度的高频采样方案。

NILM数据源选择问题可以归纳为:“低成本、易获取、特征数据处理简单但负荷辨识率低的特征”与“高成本、难获取、特征数据处理复杂但负荷辨识率高的特征”的选择与权衡问题。

### 2.2 基于低频特征的负荷识别方案

随着国内外智能电表的普及,现有研究普遍认为智能电表数据是实现NILM的高性价比数据源<sup>[8-9]</sup>。截至2018年5月,国网公司已累计安装超过 $4.57 \times 10^8$ 个智能电表,覆盖了电网服务区内99.57%的用户,且智能电表数据被广泛应用于电网运营决策、运行管理及电力用户服务等各个方面。利用智能电表提供的有功功率、无功功率、电流、电压量测数据<sup>[10]</sup>,实现具有一定精度的非侵入式负荷识别,是NILM技术实现实用化与商业性推广的可行方案。

智能电表一般只提供低频数据采集支持,即使部分智能电表在硬件上支持相对高频的数据采集,但在实际应用中一般只进行低频数据采集。以美国智能电表的工作情况为例,尽管大多数在美国本土安装的智能电表在硬件上支持1~2000 Hz的中高频数据采集,但实际工作中主要以15 min为时间间隔采集数据<sup>[9]</sup>。因此,利用智能电表实现NILM问题,就是利用低频采集的常规总线用电监测数据(电流、电压、有功、无功等)实现负荷识别的问题。

其中,功率是最为常用的低频特征,Hart最早提出的NILM算法所用的特征就是有功功率和无功率<sup>[4]</sup>,通过计算总线有功、无功功率的差分值,将其分别与事先测量得到的单个负荷的有功、无功参考值进行比较,得到与当前总线差分特征最为接近的负荷,最后对总线功率序列进行解码,得到负荷的状态变化序列,实现负荷监测。这一基本实现原理也经常被后续研究引用与改进<sup>[11-12]</sup>。而当以单一特征难以有效区分2个相似负荷时,可以考虑同时利用多个特征对负荷进行区分。这相当于增加分类特征空间中的变量维数,将低维状态下不可分的2个类别投射到高维空间中,增大2个相似类别的特征距离,使其变得可分。其中,有功功率与无功功率具有较高的互补性,通常搭配使用<sup>[13]</sup>。而考虑到运用多种特征、提高特征空间维度会明显增加算法的计算量,甚至导致“维数灾”问题,故此类研究的重点一般在于如何选取对负荷辨识帮助最大的特征以及高维特征空间下的降维简化计算方法。文献<sup>[14]</sup>利用聚类分析的方法,对负荷特征库中的负荷分别按照各项稳态、暂态特征指标进行聚类,按照类内距离小、



类间距离大的标准选择最优的10个特征组成负荷特征向量。文献[15-16]在选出最优特征向量的基础上,利用广义Fisher分析方法,找出负荷辨识度最大的投影方向,对特征向量进行降维处理,大幅减少了算法的计算量。

### 2.3 基于高频特征的负荷识别方案

总体而言,低频负荷特征所蕴含的信息量较少,而模型的精度往往随着采样频率的上升而提高,模型的训练时间也能相应减少<sup>[17]</sup>。为了保证负荷识别的精度,文献[9]建议负荷数量和种类相对较少的居民用户可用1/60 Hz~15 kHz的特征数据进行非侵入式负荷识别,而负荷数量与种类较多的工业用户往往需要用到15 kHz以上的高频数据才能实现精度可观的非侵入式负荷识别。

电流谐波<sup>[14,18]</sup>、电压-电流轨迹<sup>[19-20]</sup>、高频暂态波形<sup>[21-22]</sup>等大量具有高辨识度的负荷特征均需在高频采样下才能呈现。尤其是对于图2中的连续变化型负荷,即便是同一负荷,其运行状态也会根据用户行为的不同而在一定的区间范围内连续变化,利用低频特征无法对其进行有效识别<sup>[23]</sup>,而考虑到此类功率可调的设备一般都会具备电力电子调节装置,在调节过程中暂态谐波较为明显,文献[24]利用电流暂态波形的快速傅里叶变换(FFT)分析结果对变速传动装置、可调电灯、电脑等负荷进行识别。

### 2.4 数据源选择问题的基本解决思路

数据源选择问题的基本解决思路如附录中图A1所示,具体步骤如下。

(1)需要根据识别的负荷类型、负荷所在的用户类型、用户对识别精度的要求评估识别问题的复杂度,据此初始化特征空间的负荷特征类别、采样频率范围,具体包括:①根据负荷种类选择特征类型,对于一般的电阻、电感型线性负荷而言,主要根据负荷的稳态有功、无功、功率因数、稳态电流波形特征进行识别,而对于非线性负荷而言,则考虑通过启动过程的暂态特征进行识别<sup>[23]</sup>;②根据用户类型与精度要求确定采样频率范围,其中居民用户可以考虑选用中低频负荷特征,而工商业用户内部负荷种类与数量众多,对识别的精度要求高,应考虑采用15 kHz以上的高频负荷特征。

(2)考虑特征空间的具体组建方案,具体包括:①确定特征空间的维度数,即考虑用多少种特征描述负荷的工作状态;②确定维度变量,即选择各个维度所用的具体负荷特征;③确定维度分辨率,主要指确定各个维度特征的采样频率。

(3)对特征空间的经济技术性进行评价,包括量化评估特征空间中不同负荷之间的辨识度以及监测装置的成本。若经济技术指标不满足要求,则需要对特征空间进行修改,具体而言,若负荷辨识度过

低,则考虑增加维度数及提高采样频率,选用具有高辨识度的新负荷特征;若成本过高,则考虑减少特征空间的维度数及降低分辨率,即缩减监测装置的种类与数量,改用低频的监测装置等。

(4)确保特征空间符合要求后,建立负荷分类模型。

考虑到智能电表的普及性,可优先考虑使用本地的智能电表所能提供的负荷特征组建特征空间,在特征空间无法满足负荷辨识度要求的情况下才考虑引入其他负荷特征。其中,为了评估负荷辨识度,文献[25]引入了负荷相似度指数 $s_{(a,b)}^j$ 的概念,将其作为评价数据源辨识负荷的性能指标,计算公式如式(1)所示。

$$s_{(a,b)}^j = \frac{\sum_{k=1}^N y_{k|(a,j)}^2}{\sum_{k=1}^N y_{k|(a,j)}^2 + \sum_{k=1}^N (y_{k|(a,j)} - y_{k|(b,j)})^2} \quad (1)$$

其中, $a, b$ 为任意2种待识别负荷; $y_{k|(a,j)}$ 为负荷 $a$ 在第 $k$ 个采样点特征 $j$ 的数值; $N$ 为采样点总数。负荷相似度指数表示同一特征下2个负荷之间的相似程度,指数越接近1,表明2个负荷在该特征上越相似,该特征的负荷辨识效果越低,可以根据实际情况设定负荷相似度指数的阈值,判断2个负荷在同一特征下是否过于相似。

## 3 算法精度问题

### 3.1 问题描述

算法的精度历来是评价NILM性能的重要标准,通过实验数据、仿真数据、合成数据或公共数据库数据设计算例对NILM的精度进行评估,是所有NILM研究的重要组成部分。事实上,根据大多数NILM研究的算例分析结果可知,很多文献所提算法的准确率往往能达到80%以上<sup>[26]</sup>,部分文献的算法精度更是能够接近甚至达到100%<sup>[27-29]</sup>。在现有文献公开的算法精度如此可观的情况下,研究者仍对NILM的算法精度存在争议,这主要是因为:

(1)现有NILM研究中待识别的负荷数量较为有限,当需要识别的负荷种类繁多时,NILM的精度可能得不到保证;

(2)缺少一套受研究者广泛认可的NILM算法精度的评价方法与评价标准,部分文献中算法精度的评价方法不够规范,评估结果可能存在误差<sup>[30]</sup>。

### 3.2 静态大负荷空间下的NILM

静态大负荷空间是指NILM在实际应用中需要面对的、由不同用户内部数量及种类众多的待识别负荷组成的负荷库,静态是指不考虑负荷空间规模动态变化的问题,主要是为了与下文可扩展性问题所讨论的动态负荷空间相区别。静态大负荷空间下

的NILM问题可进一步概括为:建立何种NILM算法模型才能有效表达总线特征与负荷状态的映射关系的问题。

现有NILM算法可初步分为最优化算法与模式识别算法2类<sup>[26]</sup>。最优化算法并不直接建立负荷状态与总线特征之间的映射关系,不存在训练过程,只需要设计一套对解的匹配程度进行量化的评价方法,然后通过反复迭代、检验的方式找出最优解。现有NILM研究中用到的迭代寻优方法有遗传算法、粒子群优化算法、模拟退火算法、匈牙利算法<sup>[31]</sup>、鸡群算法<sup>[32]</sup>等,但由于NILM处理的问题本质上是一个多项式复杂程度的非确定性NPC(Non-deterministic Polynomial Complete)问题,随着负荷数量的增加,解的数量呈指数级上升,求解的效率难以得到保证。为了解决这个问题,部分NILM研究者针对负荷识别问题的特殊性,在开始迭代前对最优解进行了预定位,以提高求解效率。文献[33]考虑到前一时刻的负荷状态有一定的概率为当前时刻的分解结果,对遗传算法进行了改进,在生成下一时刻的初始种群时,将其中一个个体设置为前一时刻的分解结果,其他个体随机生成,从而提高寻优效率。文献[34]根据负荷运行状态向量的稀疏性,在生成种群时优先选取负荷数量更少、工作状态没有发生变化的状态向量进行遗传。采用合适的预定位手段能够大幅减少寻优的难度,但效果因不同用户的用电习惯而异,始终无法保证最优化算法的效率。

与最优化算法不同,模式识别算法能够根据现有数据更新模型中的参数,在训练过程中逐步复现负荷状态与总线特征数据的映射关系。现有NILM研究中的模式识别算法可分为监督式、非监督式与半监督式3种。其中NILM的监督式学习方法要求训练过程具有完整的标记数据,为了获取标记数据,需要在负荷处安装子传感器<sup>[35]</sup>对各个负荷的状态进行监测,或通过人工协作的方式,保证在一个时段内总线下只有一个负荷工作,然后测量总线数据获得单个负荷的特征,直到所有负荷都训练完成;非监督式学习方法则不需要标记数据,直接对总线特征数据进行无标签分类<sup>[15,35]</sup>,后续再对各个类别进行人工标记或自动标记<sup>[36-37]</sup>。在大负荷空间下,监督式学习方法需要耗费大量的人力与经济成本,非监督式学习方法没有利用负荷标记信息,精度很难满足要求。为了缓解上述问题,半监督式方法以不完整的标记数据为基础,在利用有限的标记数据进行训练的同时,能够利用无标记数据对模型进行进一步调整,在模型复杂度较低的前提下实现高精度的负荷识别<sup>[38-39]</sup>。文献[38]利用半监督式的NILM方案,不针对空间内部的具体负荷进行训练与建模,只使用相对少量的标记数据,以贝叶斯推断为框架,对用

户内部主要出现的负荷类别(而不是具体某一品牌的负荷)建立普适化的负荷模型,应用时再针对具体的用户以总线特征数据作为无标记训练数据对普适化负荷模型进行参数调整,实现未标记负荷的识别。半监督式NILM方案的典型实现流程如图3所示。

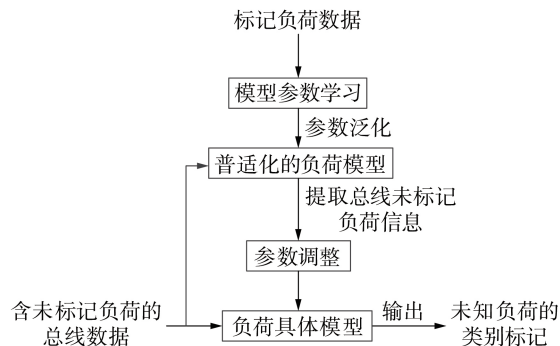


图3 半监督式NILM的典型实现流程

Fig.3 Typical implementation flow of semi-supervised NILM

然而,不管采取何种模式识别算法,要处理大负荷空间下的负荷识别问题,必然需要一个表达能力足够强的模型对负荷空间进行建模。深度神经网络是一种较为有效的NILM建模方式。然而深度神经网络所涉及的参数众多,文献[40]利用卷积神经网络、长短时记忆网络、循环神经网络搭建NILM模型,各个神经网络的参数总和超过100万个。为了提供足够的训练数据,除了实际监测数据以及公共数据库数据之外,此类方法往往需要人工合成规模庞大的负荷运行数据对模型进行训练<sup>[40-41]</sup>,庞大的数据需求成为限制NILM在大负荷空间下应用的重要原因。

因此,除了研究更有效的深度学习模型外,通过一定的概率模型,利用有限的资源生成具备一定典型性的合成数据,也是提高NILM算法精度的重要研究方向。文献[41]利用隐式马尔科夫模型HMM(Hidden Markov Model)对REDD公共数据库数据进行分析与建模,然后利用HMM重新生成大量的仿真数据供深度神经网络训练,确保了训练数据的规模。

### 3.3 NILM算法评估

现有研究中NILM的评估流程主要包括以下3个步骤:①设计算例场景;②计算各项评价指标,评估所提NILM模型的性能表现;③对比现有NILM模型与所提模型在该算例中的性能表现差异,指出与现有模型相比,所提模型的长处与短板所在。

在算例场景设计方面,由于工业、商业负荷数据的保密性高,NILM研究中涉及的算例数据以家庭负荷数据为主,目前对NILM模型有效性的验证主要停留在家庭负荷上。现有NILM研究中的算例数据



主要有3种来源,分别是研究者的负荷识别实验数据、负荷识别仿真数据以及公共数据库数据。其中,实验数据主要由研究者选择特定负荷(通常为电暖器、电冰箱、电视机、空调、电饭煲等典型家庭负荷<sup>[31,42]</sup>)搭建监测系统,并记录总线与各个负荷的运行数据所得;仿真数据由MATLAB/Simulink<sup>[43]</sup>等仿真软件搭建模型运行仿真所得,或根据实验数据、数据库数据人工合成<sup>[40-41]</sup>所得;公共数据库数据通常由研究团队在实际用户中搭建监测网络,长时间测量并记录数据所得,现有应用较为广泛的数据库有REDD、AMPds、UK-DALE、BLUED等<sup>[30]</sup>。

算例数据3种来源对比如表1所示。由表1可知,在公开性上,与实验数据和仿真数据相比,公共数据库数据能够直接从网上获取,获取成本低;在典型性上,利用数据库数据建立测试集能够更客观地测试NILM算法在实际用户中的表现,同时由于数据来自真实用户,能够反映负荷的运行规律,研究者可以从中提取负荷运行的统计特征,从而改进NILM算法。但是受限于公共数据库的灵活性,其通常只提供电压、电流或功率数据中的1种或几种,且受数据存储空间限制,无法大量采集并存储高频采样数据,故公共数据库数据主要以低频数据为主,对高频数据的采集较为缺乏。

在算法评价指标方面,现有研究中常用的NILM精度评价指标可分为事件监测ED(Event Detection)指标和能量评估EE(Energy Estimation)指标2类,前者用于评估NILM模型对某一个或某一类负荷状态变化事件的识别性能,常用混淆矩阵(包含TP、FP、TN、FN这4个元素,分别表示为真阳性、假阳性、真阴性、假阴性)及其衍生指标(如准确率、召回率、 $F_1$ 分数等)表示;后者用于评估利用NILM模型还原得到的用户用能实际值 $E$ 与用户用能估计值 $\hat{E}$ 之间的差异,常用均方根误差、平均误差等指标表示。总体而言,不同文献中涉及的指标种类较多,但同类别(即ED类或EE类)指标之间较为相似,目前尚未形成一个规范的评价指标体系。

为了对比所提算法与现有算法的性能差异,研究者往往需要先复现其他研究中的算法,这是一项冗余而高难度的工作,且因为软件工具、编程水平的不同,不同研究者所复现算法的性能可能会有较大

的差异,无法真实地测试模型间的性能差异。为了避免上述问题,研究者提出了基准对照算法的概念。基准对照算法是指在网上公开、认可度高且具有一定性能保证的“对标”算法。其最大的优点在于公开,所有研究者都可以从网上方便地下载。Kelly<sup>[44]</sup>等人在GitHub公开的开源工具包NILMTK就包含组合优化算法和因子隐马尔科夫模型FHMM(Factorial Hidden Markov Model)算法这2种基准对照算法,研究者可以从网上获取基准对照算法的程序,通过对比自身的算法与基准算法的性能表现来验证算法的有效性。然而,目前可供开源下载的基准对照算法程序较为有限,有待更多研究者参与,更新并丰富网上的基准对照算法程序资源。

## 4 可扩展性问题

### 4.1 问题描述

NILM在实际应用中面向的负荷空间除了规模大以外,还有动态变化的特点,即使NILM算法能够高精度地识别用户内部的现有负荷,一旦用户引入新负荷,NILM模型不仅需要进一步训练才能够有效识别新负荷,对原有负荷的识别精度也很可能有所下降,上述问题被称为NILM的可扩展性问题<sup>[45]</sup>。可扩展性问题一直是NILM研究的一大难题,至今未有统一、有效的解决方案。事实上,可扩展性问题的解决可分为3个层次:①不要求NILM能够识别用户新接入的负荷,只要求在用户接入新负荷后,原负荷的识别精度不受影响即可;②根据新负荷的特征数据,要求能够将新负荷划分到一个已有的负荷类别中,但不要求识别出负荷的其他具体信息(如品牌、型号等);③要求NILM能够借助特定的手段(如人工标记、安装必要的监测硬件等)获取新负荷的相关信息,对模型进行再训练,实现对新负荷的识别。

其中,层次①的实现是NILM实现长期正常运行的最低要求,无法满足层次①则意味着用户在使用NILM后不能添加新负荷,否则NILM将无法正常运行。层次②默认新负荷属于原有负荷所属的类别,与原有负荷相比只是缺少了必要的标记,本质上属于同类型负荷的标记数据不完整的问题,可采用半监督式NILM方案进行解决,上文已进行了相关的讨论,此处不再赘述。而当新负荷无法归纳到原

表1 算例数据来源对比

Table 1 Comparison of example data sources

数据来源	公开性	灵活性	典型性
实验数据	非公开	负荷种类、采样频率、负荷特征均可根据研究者的需求自由选择	算例场景搭建取决于实验需要,不来源于真实场景,无法保证典型性
仿真数据	非公开		非真实测量数据,无法保证典型性
公共数据库数据	公开,可下载	研究者只能配合数据库提供的负荷种类、采样频率、特征类型进行测试	数据来源于实际用户,完整地记录了用户内部各负荷在较长时间内(往往在一个月以上)的工作情况

有负荷的某一类别,或要求对新负荷的识别不仅仅满足于负荷类别时,则需要借助额外的手段获取新负荷的信息,实现新负荷的识别,此为层次③。

现有涉及新负荷处理问题的NILM研究较为缺乏。文献[46]以NILM模型能否找出符合总线特征的负荷状态组合为判断标准,若无符合要求的组合,则认为用户接入了新负荷,要求用户对新负荷进行标记,然后重新提取新负荷的信息以改善模型。但现有文献对新负荷的处理较为简单,对于如何克服新负荷的接入对NILM性能的影响、在有新负荷接入的前提下如何有效地进行新负荷标记与训练等关键技术,尚缺乏专门的研究与讨论。故本文将结合与NILM较为相似的语音识别领域,以及与NILM相关性较强的机器学习领域,对可扩展性问题的研究进行一般性的讨论与分析。

#### 4.2 去噪识别

在新负荷被正式标记为具体的负荷前,对于没有相关信息原NILM模型而言,新负荷带来的总线特征数据变化实际上相当于噪声,如何排除这些噪声对NILM的影响,即实现去噪识别,是层次①实现的关键。

去噪识别可以看作一个二分类的过程,即若 $t$ 时刻的总线特征数据包含目标负荷的运行特征,则标记其为1,否则标记为0。在语音分离领域,该问题常用理想二值掩蔽IBM(Ideal Binary Mask)的方式进行建模<sup>[47]</sup>,即:

$$B_{\text{IBM}}(t, f) = \begin{cases} 1 & S(t, f) - N(t, f) > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $B_{\text{IBM}}(t, f)$ 为由0和1组成的布尔矩阵 $B_{\text{IBM}}$ 的元素,表示 $t$ 时刻、 $f$ 频段的取值; $S(t, f)$ 和 $N(t, f)$ 分别为目标语音和噪声在 $t$ 时刻、 $f$ 频段的能量。而具体到NILM领域,可参照多人语音分离的建模方法<sup>[48]</sup>,建立IBM模型如式(3)所示。

$$\gamma_{j,k} = \begin{cases} 1 & \text{第 } j \text{ 个观测来自第 } k \text{ 个负荷} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\gamma_{j,k}$ 为表征所观测的第 $j$ 个总线特征数据是由第 $k$ 个负荷产生的标志。显然,当总线特征仅由未知的新负荷产生时,由 $\gamma_{j,k}$ 构成的负荷观测矩阵的各列元素均为0。在训练阶段,以包含未知新负荷的总线样本数据为输入,以训练样本对应的负荷观测矩阵为理想输出,对模型的参数进行学习,与静态大负荷空间下的NILM类似,可采用神经网络、支持向量机等模型建立总线特征与IBM矩阵的映射关系。

此外,去噪识别的难易程度与负荷特征的提取方式有密切的联系。根据负荷特征提取方式的不同,可以将特征分为快照型(snapshot form)特征和增量型(delta form)特征<sup>[8,26]</sup>,附录中图A2<sup>[11]</sup>和图A3

分别为快照型与增量型负荷特征的典型应用示例。快照型特征指多个负荷同时工作时在总线上呈现的特征,基于快照型特征的NILM直接以总线特征数据作为NILM模型的输入,利用特征的叠加性(例如功率、谐波电流等特征的叠加性)对总线特征数据进行分解,一次性得到工作负荷的状态组合<sup>[11]</sup>;增量型特征方法则认为在时间间隔足够短的2个相邻时段内,若总线负荷数据发生变化,则该变化量理应由某个负荷的状态变化引起,因此,在变点检测算法检测到总线特征数据发生变化后,通过差分计算提取2个时段间总线的特征变化数据<sup>[49]</sup>,这样就能够得到单个负荷的特征数据,每次只对引起总线变化的负荷进行识别。

不难理解,由于快照型特征使用的是未经差分处理的总线数据,总线特征数据会受用户接入新负荷的影响而改变,成为原模型无法处理的未知负荷状态组合;而增量型特征则可以通过差分计算滤除新负荷接入引起的总线特征数据变化,对原有负荷还是可以利用总线数据的差分计算结果进行逐一辨识。可见,基于增量型特征的NILM算法受新负荷的干扰更小,更容易实现去噪识别。但需要指出的是,增量型算法的可行性建立在“每次最多只有一个负荷发生状态变化”这一假设成立的基础上,该假设也被称为开关连续性原则SCP(Switch Continuity Principle)<sup>[4]</sup>,而该假设是否成立受用户内部的负荷使用者数量、负荷数量、采样频率等因素的影响<sup>[50]</sup>,在负荷状态变化过于频繁的样本中提取增量型特征容易出现不同负荷特征交叠的错误。

#### 4.3 新负荷的标记与训练

在实现去噪识别并对新负荷的基本类别进行划分的基础上,若新负荷不属于原有负荷的类别,或用户想要获取比负荷基本类别更具体的负荷信息,则有必要对新负荷进行标记。因此,在实际应用中NILM还应该关注如何有效地获取与利用新标记信息的问题。考虑到现有关于NILM的文献对新负荷标记信息获取与利用的专门研究尚较缺乏,本文结合机器学习的相关领域,对新负荷标记信息获取与利用的方法进行分析。

首先,考虑到NILM服务提供商难以兼顾所有用户新负荷的标记问题,一种相对合理的解决方案是鼓励用户自主进行标记,例如支持用户使用智能手机对新负荷进行标记<sup>[51]</sup>。然而,委托用户进行标记可能出现用户给出错误标记信息的情况,NILM模型可能会以不完全正确的标记信息进行训练,负荷识别模型输出结果的不确定性将进一步增强,为此应在NILM中引入置信度机制。置信机器CM(Confidence Machine)学习是许多机器学习方法的延伸,其除了具有许多机器学习都具有的预测功能外,还



可以对学习结果的置信度和可信性进行评估,量化输出结果的不确定性,并据此制定相应的处理策略<sup>[52]</sup>。此外,考虑到实际应用中NILM系统可能配备多套机器学习模型,不同模型可能会有不同的负荷分解结果,此时可以通过选择置信度最高的结果作为最终的结果输出。置信机制的引入能够增强NILM系统的决策能力。

在NILM的参与者足够多、能够形成一个多用户参与的NILM平台时,还可以利用众包(crowd sourcing)技术<sup>[53]</sup>,借助平台众多参与者的力量完成负荷的标记工作,众包系统模型如图4所示。针对NILM问题,众包系统的运行过程如下:首先,对负荷标记有需求的用户通过开放接口提交标记任务到众包平台上,由任务管理模块进行管理,如果标记问题的规模比较大,则由任务管理模块将大任务进行合理的划分和设计,形成多个比较小的子任务(例如按不同的负荷类型对标记任务进行划分);当负荷标记工作者通过开放接口申请任务时,任务分配模块根据任务的特性(如负荷类型)以及工作者的个人特征(如善于标记的负荷类型),分配合适的任务给工作者;工作者完成任务后向系统提交结果,此时结果整合模块对各个子任务的结果进行整合,得到整个大任务的完成结果。其中对工作者完成相应的任务有相应的激励机制,如奖金报酬、声誉等。

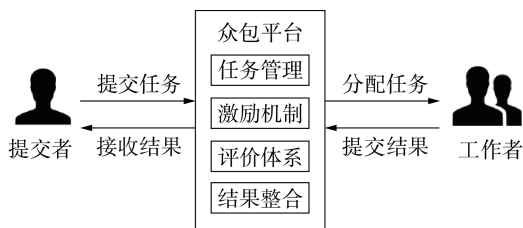


图4 众包系统模型

Fig.4 Model of crowd sourcing system

众包系统主要解决负荷标记工作量的问题,但在平台建立初期,从事标记工作的工作者数量较为有限,且随着未标记负荷数据的增长,安排工作者对所有负荷数据进行标记无疑是低效率的。为了减少标注代价,一个理想的解决方案是使学习系统自行选择对改进模型最有帮助的样本进行标记与训练,这种方法被称为主动学习(active learning)<sup>[54]</sup>。与被动监督学习不同的是,主动学习模拟了人的学习过程,具体流程如图5所示,将由训练集中已标注样本学习得到的知识作为先验信息,利用该先验知识对测试集中未标注样本包含的信息进行判断与筛选,以迭代的方式对模型训练最有利的样本进行标注与训练,达到减少分类模型训练过程所需标注代价的目的。

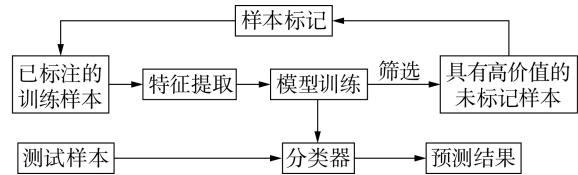


图5 主动学习流程

Fig.5 Process of active learning

## 5 展望

NILM是一个以电气工程基本理论为基础、以机器学习与传感技术为实现手段,应用在电力系统的前沿技术。随着机器学习与传感技术在负荷识别问题中研究与应用的深化,NILM技术水平将进一步提升,在电力系统中的应用也将更为广泛。

其中,机器学习技术主要用于提升NILM的软件算法水平,基于马尔科夫框架的各项模型(HMM、FHMM及其衍生模型)、支持向量机、神经网络、K-最邻近算法、AdaBoost算法等较为成熟的机器学习算法已被成功运用于NILM研究中,随着深度学习技术的流行,不同结构的深度神经网络在NILM中的应用也得到日益关注,深度神经网络的强大表达能力使得具有高精度、高泛化能力的NILM得以实现。但需要指出的是,与图像识别、语音识别等更为成熟和热门的机器学习问题相比,NILM显得较为小众,将机器学习的各项前沿理论应用于NILM具有更明显的滞后性,例如前文在新负荷标记问题中提及的众包技术、主动学习技术等,在图像识别问题上已得到较为广泛的运用,但关于NILM问题的相关研究尚较为缺乏。此外,目前NILM研究资源也较为匮乏,公共数据库、开源工具包等资源在数量和质量上与图像识别、语音识别相比仍存在一定的差距。因此,为了提升NILM的软件算法性能,研究者除了进一步改良已在NILM问题中得到运用的机器学习模型,尤其是深度神经网络在NILM中的运用之外,还需要继续研究其他机器学习领域的前沿理论成果在NILM中的应用,并积淀更多的研究资源,协助研究工作的进行。

而传感技术的发展则与NILM的硬件成本息息相关。随着传感技术的进步,智能电表成本下降并逐步实现普及,为NILM的家居实用化奠定了基础。实际上,随着传感装置成本的下降,近年来包括智能传感装置、智能插座在内的家居量测装置的销量持续上升,2012—2018年间美国家居量测装置的销量增幅达到60%<sup>[55]</sup>,利用此类智能测量装置可以在不改变建筑内部接线的情况下方便地测量单个或一组负荷的耗能情况。考虑到目前NILM在精度问题、可扩展性问题上的局限以及传感装置成本日益下降的趋势,部分研究者开始研究基于少量测量点的半侵入式负荷监测SILM(Semi-Intrusive Load

Monitoring)技术。文献[44]对SILM与传统NILM的性能进行了详细的对比,发现SILM的性能明显优于NILM,且其在处理包含200个负荷的识别问题时仍能够达到85.66%的识别精度。SILM的优势在于:在限制测量装置硬件成本的前提下,将原本依靠单点测量数据的负荷监测任务分配到各个测量点,使每个测量点下的负荷识别难度与传统NILM相比明显下降,这样SILM的负荷识别性能自然更为优越。若能对各个测量点的测量负荷进行合理分配,将大功率负荷与小功率负荷分开测量,SILM还能识别传统NILM中因被大功率负荷掩盖而难以识别的小功率负荷。因此,除了关注算法性能的提升,未来研究者还可考虑通过改良负荷监测系统的硬件测量系统,运用SILM的思路,进一步提升负荷识别水平。

未来随着NILM技术的成熟以及泛在电力物联网建设的推进,NILM技术将在电力系统的多个领域得到运用,包括但不限于以下几点<sup>[56]</sup>。对于电力用户而言:①根据NILM输出的负荷用能情况,将不同负荷的电费占总电费的比例反映在电费单中,指导用户节约用电;②根据负荷的异常用能情况,帮助用户找出潜在的有缺陷的负荷。对于电网公司而言:①根据负荷分解结果,评估用户的需求响应空间,挖掘能够参与需求响应的用户;②利用小粒度的负荷运行数据实现高精度的负荷预测,进而实现更准确的调度与规划;③定位居民用户中潜在的工商业用户,实现盗电监管等。随着NILM技术的不断进步,文献[26]等认为未来NILM甚至能够扩展到变电站层级,实现输配电网范围内负荷信息的监测与分解。

## 6 结论

NILM可提供负荷运行的小粒度数据,是电网企业与用户低成本获取负荷运行状态与能耗信息的有效手段。本文结合现有的研究成果,对NILM应用需要处理的关键问题——数据源选择问题、算法精度问题、可扩展性问题,分别进行了详细的分析与探讨。关于数据源选择问题,概述了以智能电表为基础的低频负荷识别方案与高频负荷识别方案,总结得到解决数据源选择问题的一般性思路。关于算法精度问题,回顾了NILM的实现算法,对NILM评估流程中涉及的算例数据获取、指标计算、基准算法的运用这3个方面进行了回顾与分析,其中,基准算法的运用经常被研究者所忽视。关于可扩展性问题,结合NILM理论与相关机器学习理论,对去噪识别、新负荷的标记与训练问题进行了初步的探讨。最后,本文对NILM未来的发展方向与应用进行了展望。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

## 参考文献:

[1] 国网办公厅. 国家电网公司全面部署泛在电力物联网[EB/

OL]. (2019-03-08)[2020-01-08]. [http://www.cet.sgcc.com.cn/html/sgid/col1230000105/2019-03/18/20190318095314043202468\\_1.html](http://www.cet.sgcc.com.cn/html/sgid/col1230000105/2019-03/18/20190318095314043202468_1.html).

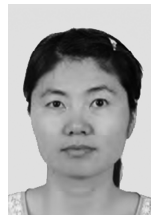
- [2] 李钦豪,张勇军,陈佳琦,等. 泛在电力物联网发展形态与挑战[J]. 电力系统自动化,2020,44(1):13-22.  
LI Qin hao,ZHANG Yongjun,CHEN Jiaqi,et al. Development patterns and challenges of Ubiquitous Power Internet of Things[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(1):13-22.
- [3] EHRHARDT K,DONNELLY K,LAIT J A. Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities[R]. Washington DC,USA:American Council for an Energy-efficient Economy,2010.
- [4] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. Proceedings of the IEEE,1992,80(12):1870-1891.
- [5] HOSSEINI S S,AGBOSSOU K,KELOUWANI S,et al. Non-intrusive load monitoring through home energy management systems: a comprehensive review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews,2017,79:1266-1274.
- [6] HE D W,LIN W X,LIU N,et al. Incorporating non-intrusive load monitoring into building level demand response[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2013,4(4):1870-1877.
- [7] TABATABAEI S M,DICK S,XU W. Toward non-intrusive load monitoring via multi-label classification[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2017,8(1):26-40.
- [8] LIANG J,NG S K K,KENDALL G,et al. Load signature study: part I: basic concept, structure, and methodology[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2010,25(2):551-560.
- [9] ADABI A,MANTEY P,HOLMEGAARD E,et al. Status and challenges of residential and industrial non-intrusive load monitoring[C]//2015 IEEE Conference on Technologies for Sustainability(SusTech). Ogden,UT,USA:IEEE,2015:181-188.
- [10] 王思彤,周晖,袁瑞铭,等. 智能电表的概念及应用[J]. 电网技术,2010,34(4):17-23.  
WANG Sitong,ZHOU Hui,YUAN Ruiming,et al. Concept and application of smart meter[J]. Power System Technology,2010,34(4):17-23.
- [11] ESA N F,ABDULLAH M P,HASSAN M Y. A review disaggregation method in non-intrusive appliance load monitoring[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews,2016,66:163-173.
- [12] WONG Y F,AHMET ŞEKERCIOĞLU Y,DRUMMOND T,et al. Recent approaches to non-intrusive load monitoring techniques in residential settings[C]//2013 IEEE Computational Intelligence Applications in Smart Grid(CIASG). Singapore:IEEE,2013:73-79.
- [13] 徐伟枫,华锦修,余涛,等. 计及电器状态关联规则的非侵入式负荷分解[J]. 电力自动化设备,2020,40(4):197-203.  
XU Weifeng,HUA Jinxiu,YU Tao,et al. Non-intrusive load decomposition considering association rules of appliances' state[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(4):197-203.
- [14] 刘然. 结合改进最近邻法与支持向量机的住宅用电负荷识别研究[D]. 重庆:重庆大学,2014.  
LIU Ran. Research on household load identification combining improved nearest neighbour method and support vector machine[D]. Chongqing:Chongqing University,2014.
- [15] 祁兵,程媛,武昕. 基于Fisher有监督判别的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.
- [16] 李雨轩. 非侵入式负荷分解算法的综合研究[D]. 北京:北京



- 交通大学,2016.
- LI Yuxuan. Research on algorithms of non-intrusive load decomposition[D]. Beijing:Beijing Jiaotong University,2016.
- [17] ZEIFMAN M,ROTH K. Viterbi Algorithm with Sparse Transitions(VAST) for nonintrusive load monitoring[C]//2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grid(CIASG). Paris,France:IEEE,2011:1-8.
- [18] 涂京,周明,宋旭帆,等. 基于监督学习的非侵入式负荷监测算法比较[J]. 电力自动化设备,2018,38(12):128-134.
- TU Jing,ZHOU Ming,SONG Xufan,et al. Comparison of supervised learning-based non-intrusive load monitoring algorithms[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(12):128-134.
- [19] 陈小闽. 非侵入式负荷分解技术及应用研究[D]. 广州:华南理工大学,2018.
- CHEN Xiaomin. Research on non-intrusive load disaggregation technology and application[D]. Guangzhou:South China University of Technology,2018.
- [20] LAM H Y,FUNG G S K,LEE W K. A novel method to construct taxonomy electrical appliances based on load signatures[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics,2007,53(2):653-660.
- [21] PATEL S N,ROBERTSON T,KIENTZ J A,et al. At the flick of a switch: detecting and classifying unique electrical events on the residential power line (nominated for the best paper award)[C]//Conference on Ubiquitous Computing. Heidelberg, Berlin, Germany:Springer Berlin Heidelberg,2007:271-288.
- [22] GUPTA S,REYNOLDS M S,PATEL S N. ElectriSense: single-point sensing using EMI for electrical event detection and classification in the home[C]//Proceedings of the 12th ACM International Conference on Ubiquitous Computing. New York, USA:ACM,2010:139-148.
- [23] ZEIFMAN M,ROTH K. Nonintrusive appliance load monitoring: review and outlook[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics,2011,57(1):76-84.
- [24] WICHAKOOL W,REMSCRIM Z,ORJI U A,et al. Smart metering of variable power loads[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2015,6(1):189-198.
- [25] LIANG J,NG S K K,KENDALL G,et al. Load signature study: part II: disaggregation framework, simulation, and applications [J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2010,25(2):561-569.
- [26] 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,2016,40(10):3108-3117.
- CHENG Xiang,LI Linzhi,WU Hao,et al. A survey of the research on non-intrusive load monitoring and disaggregation [J]. Power System Technology,2016,40(10):3108-3117.
- [27] ABUBAKAR I,KHALID S N,MUSTAFA M W,et al. An overview of non-intrusive load monitoring methodologies[C]//2015 IEEE Conference on Energy Conversion (CENCON). Johor Bahru,Malaysia:IEEE,2015:54-59.
- [28] 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.
- [29] 宋旭帆,周明,涂京,等. 基于 $k$ -NN结合核Fisher判别的非侵入式负荷监测方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(6):73-80.
- SONG Xufan,ZHOU Ming,TU Jing,et al. Non-intrusive load monitoring method based on  $k$ -NN and kernel Fisher discriminant[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(6):73-80.
- [30] PEREIRA L,NUNES N. Performance evaluation in non-intrusive load monitoring: datasets, metrics, and tools—a review[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery,2018,8(6):1-17.
- [31] 魏恩伟,李伟华,张之涵,等. 基于改进匈牙利算法的非侵入式负荷匹配方法[J]. 电测与仪表,2019,56(22):58-64.
- WEI Enwei,LI Weihua,ZHANG Zhihan,et al. Non-intrusive load matching method based on improved Hungarian algorithm [J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(22):58-64.
- [32] 刘兴杰,曹美晗,许月娟. 基于改进鸡群算法的非侵入式负荷监测[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):235-240.
- LIU Xingjie,CAO Meihan,XU Yuejuan. Non-intrusive load monitoring based on improved chicken swarm optimization algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(5):235-240.
- [33] 文亚凤,崔亮节,孙毅,等. 考虑状态概率因子和状态修正的非侵入式负荷分解方法[J]. 电网技术,2019,43(11):4178-4184.
- WEN Yafeng,CUI Liangjie,SUN Yi,et al. Non-intrusive load decomposition method considering state probability factors and state corrections[J]. Power System Technology,2019,43(11):4178-4184.
- [34] 刘卫涛,刘博,栾文鹏,等. 考虑稀疏性的多特征电力负荷功率实时分解[J]. 电力系统及其自动化学报,2018,30(2):79-84.
- LIU Weitao,LIU Bo,LUAN Wenpeng,et al. Multi-feature real-time power load disaggregation considering sparsity[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2018,30(2):79-84.
- [35] CHANG H H,LIN C L,LEE J K. Load identification in non-intrusive load monitoring using steady-state and turn-on transient energy algorithms[C]//14th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. Shanghai,China: IEEE,2010:27-32.
- [36] KOLTER J,JAAKKOLA T. Approximate inference in additive factorial HMMs with application to energy disaggregation[C]//15th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. [S.l.]:IEEE,2012:1472-1482.
- [37] JOHNSON M J,WILLSKY A S. Bayesian nonparametric hidden semi-Markov models[J]. Journal of Machine Learning Research,2013,14:673-701.
- [38] PARSON O,GHOSH S,WEAL M,et al. An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring[J]. Artificial Intelligence,2014,217:1-19.
- [39] GUO Z Y,WANG Z J,KASHANI A. Home appliance load modeling from aggregated smart meter data[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2015,30(1):254-262.
- [40] 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. Seoul,Korea:ACM,2015:55-64.
- [41] 燕续峰,翟少鹏,王治华,等. 深度神经网络在非侵入式负荷分解中的应用[J]. 电力系统自动化,2019,43(1):126-132,167.
- YAN Xufeng,ZHAI Shaopeng,WANG Zhihua,et al. Application of deep neural network in non-intrusive load disaggregation[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(1):126-132,167.
- [42] 刘恒勇,刘永礼,邓世聪,等. 一种基于LSTM模型的电力负荷辨识方法[J]. 电测与仪表,2019,56(23):62-69.
- LIU Hengyong,LIU Yongli,DENG Shicong,et al. A power load identification method based on LSTM model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(23):62-69.
- [43] 马雷. 非侵入式居民电力负荷监测方法研究[D]. 南京:东南大学,2018.
- MA Lei. Research on non-intrusive resident load monitoring

- methods[D]. Nanjing: Southeast University, 2018.
- [44] BATRA N, KELLY J, PARSON O, et al. NILMTK: an open source toolkit for non-intrusive load monitoring[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Future Energy Systems. Cambridge, United Kingdom: ACM, 2014: 1-14.
- [45] ZEIFMAN M. Disaggregation of home energy display data using probabilistic approach[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(1): 23-31.
- [46] 詹航. 基于智能决策的非侵入式负荷监测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- ZHAN Hang. A research on intelligent decision making non-intrusive load monitoring[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018.
- [47] 夏莎莎. 监督性语音分离中训练目标的研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2017.
- XIA Shasha. Supervised speech separation using the optimal ratio mask[D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2017.
- [48] 王凯龙. 基于计算听觉场景分析的多人语音分离方法[D]. 南京: 南京理工大学, 2018.
- WANG Kailong. Multi-person speech separation method based on computation method based on computational auditory scene analysis[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2018.
- [49] 孙毅, 崔灿, 陆俊, 等. 基于差量特征提取与模糊聚类的非侵入式负荷监测方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(4): 86-91.
- SUN Yi, CUI Can, LU Jun, et al. Non-intrusive load monitoring method based on delta feature extraction and fuzzy clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(4): 86-91.
- [50] MAKONIN S. Investigating the switch continuity principle assumed in Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) [C]//2016 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2016: 1-4.
- [51] WEISS M, HELFENSTEIN A, MATTERN F, et al. Leveraging smart meter data to recognize home appliances [C]//2012 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. Lugano, Switzerland: IEEE, 2012: 190-197.
- [52] 蒋方纯. 基于可控的置信机器学习方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.
- JIANG Fangchun. Research on confidence machine learning methods based on controllability[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.
- [53] 李绍园. 多标记众包学习研究[D]. 南京: 南京大学, 2018.
- LI Shaoyuan. Multi-label crowdsourcing learning[D]. Nanjing: Nanjing University, 2018.
- [54] 吴伟宁. 主动学习算法中采样策略研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.
- WU Weining. Research of sampling strategy in active learning algorithms[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- [55] BARKER S, MUSTHAG M, IRWIN D, et al. Non-intrusive load identification for smart outlets [C]//2014 IEEE International Conference on Smart Grid Communications. Venice, Italy: IEEE, 2014: 548-553.
- [56] 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.

#### 作者简介:



郭红霞

郭红霞(1971—),女,河南偃师人,副教授,博士,研究方向为可再生能源的发电并网优化控制、能效管理(E-mail: guohx@scut.edu.cn);

陆进威(1996—),男,广东佛山人,硕士研究生,研究方向为能效管理、非侵入式负荷监测(E-mail: 785516690@qq.com);

杨 革(1967—),女,广西钦州人,教授,博士研究生导师,研究方向为新能源发

电及并网技术(E-mail: eppyang@gmail.com);

刘泽健(1994—),男,广东潮州人,博士研究生,通信作者,研究方向为能效管理、微电网优化运行控制等(E-mail: 360868116@qq.com)。

(编辑 陆丹)

## Review on key techniques of non-intrusive load monitoring

GUO Hongxia<sup>1,2</sup>, LU Jinwei<sup>1,2</sup>, YANG Ping<sup>1,2</sup>, LIU Zejian<sup>1,2</sup>

(1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China;

2. Guangdong Key Laboratory of Clean Energy Technology, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** NILM (Non-Intrusive Load Monitoring) technology can identify the users' internal load by using the data measured at a single point on the bus, and it is one of the basic technologies for the construction of Ubiquitous Power Internet of Things and transparent power grid. Based on the analysis of the basic implementation framework and technical system of NILM, three key technical problems that need to be solved in NILM application are summarized, including data source selection, algorithm accuracy and scalability. In terms of data source selection, the application of low frequency and high frequency data source in NILM is analyzed and summarized, especially the application of smart meter in NILM. In the aspect of algorithm accuracy, the existing NILM algorithm model and algorithm evaluation scheme are reviewed and analyzed. In view of the problem that there are few researches related to scalability, the denoising recognition and the labeling and training of new load are analyzed and discussed through combining NILM with speech recognition and machine learning. Finally, the future development trend and application of NILM are prospected.

**Key words:** non-intrusive load monitoring; machine learning; smart meter; Ubiquitous Power Internet of Things; transparent power grid



## 附录

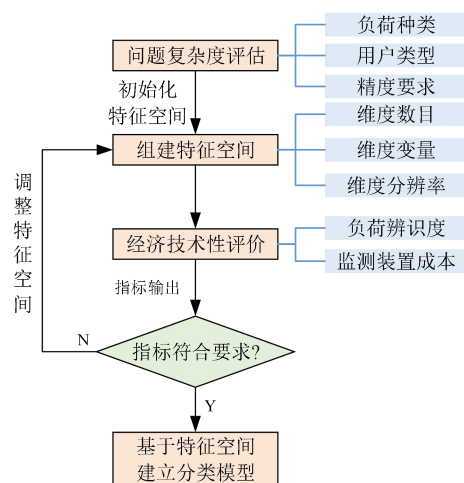


图 A1 数据源选择问题的基本解决思路

Fig.A1 Basic solution idea of data source selection problem

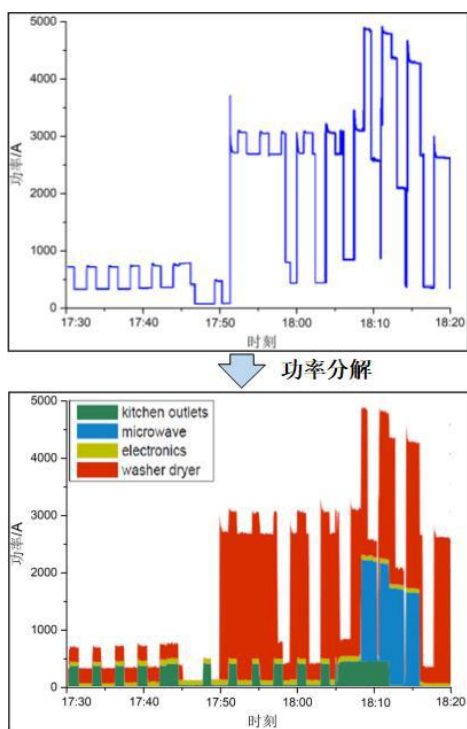


图 A2 基于快照型特征的负荷识别方法实例

Fig.A2 Example of load identification method based on snapshot form

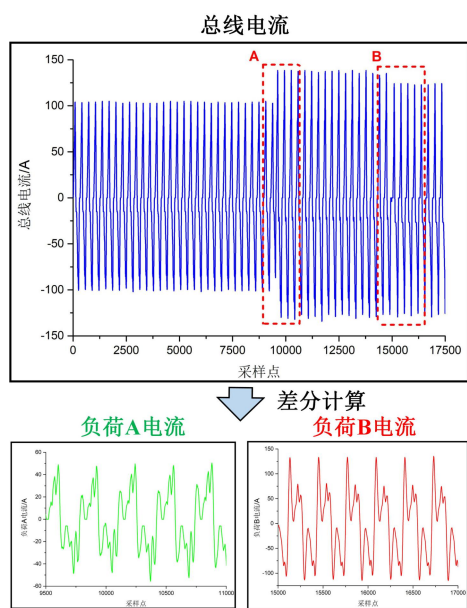


图 A3 基于增量型特征的负荷识别方法实例

Fig.A3 Example of load identification method based on delta form