

面向需求响应的电力用户行为建模:研究现状与应用

陈启鑫¹, 吕睿可¹, 郭鸿业¹, 贾宏杰², 丁一³, 王毅⁴, 康重庆¹

(1. 清华大学 电机系 新型电力系统运行与控制全国重点实验室, 北京 100084;

2. 天津大学 智能电网教育部重点实验室, 天津 300072;

3. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027; 4. 香港大学 电机电子工程学系, 香港 999077)

摘要:通过建模理解电力用户行为,有助于在需求响应中有效引导用户灵活用电,从而挖掘负荷侧的灵活性。面向需求响应场景的实际需求,系统梳理电力用户行为建模的研究现状与应用。分析并总结电力用户行为建模的研究进展,包括用户行为特性描绘、用户行为解析和用户行为定量建模3个不同层次。梳理电力用户行为建模在需求响应中的主要应用方向,包括需求响应潜力评估、考虑需求响应的能源系统协同优化、负荷零售商定价和考虑需求响应的市场机制设计。讨论现有电力用户行为建模研究所面临的不完全信息条件、用户的有限理性等实际问题,并对未来的研究方向进行展望。

关键词:电力用户行为建模;需求响应;需求侧管理;数据驱动;机理分析

中图分类号:TM743

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202308026

0 引言

以新能源为主体的新型电力系统将面临灵活性稀缺的挑战。中国风光装机比例预计将在“十四五”末超过50%,而风光出力与负荷变化往往存在时空不同步,因此电网运行将面临源、荷两方面的强不确定性与不对称性。在此背景下,电网亟需调动负荷侧灵活性资源,以直接控制、价格引导等方式实施需求响应,减少或转移电力供应紧张时段的用电负荷,从而保障电力系统安全运行。近年来,各省市已出台并实施需求响应激励政策^[1],预计到2025年电网需求响应能力将达到最大负荷的3%~5%,电力系统的运行模式正在由“源随荷动”向“源荷互动”转变。

为了通过需求响应有效引导用户用电,需要通过电力用户行为建模理解用户用电行为。电力用户行为是用户在外界环境影响下所产生的用电活动以及表现出的与用电相关的态度^[2]。电力用户行为建模就是对用户行为进行抽象和规范化表达,主要关注点包括用能特性描绘^[3]、用能行为解析、用能行为定量建模^[4]等。用能特性描绘是指基于用电负荷等数据,利用特征提取、分类、聚类等手段对用户行为进行初步的分析,理解用户“是什么”;用能行为解析是指对用户的用电设备和行为态度进行定量分析,有助于理解用户“有什么”;本文将建立用户用能行为定量模型称为狭义的用户行为建模,由此可以预判用户在特定条件下会“怎么样”进行用能活动,为

需求响应提供准确数据支撑。

电力用户行为建模在实际应用中面临如下挑战:一方面,用户的用能行为受到各类用能设备的技术约束,涉及电、热等多种复杂机理,再加上用户用能逻辑并非完全理性,这导致难以解析化表征用户行为;另一方面,由于隐私问题等实际因素,难以直接观测用户的内部参数和用能意愿,而常常仅有用户外部总电表等数据可供使用,这增大了数据分析和定量建模的难度。为了面向具体应用对用户行为进行有效建模,既需要合理考虑用户的用能机理,又需要综合运用心理学^[5]、经济学^[6]、最优化^[7]、机器学习^[8]等领域的知识。

现有研究从不同角度对电力用户行为建模技术进行了综述。文献[9-10]关注用户用能机理,对空调、电动汽车等典型资源参与需求响应的模型进行分析和总结;文献[11]关注工业需求响应的场景,总结关于工业用户的可调资源、用能管理模型和参与市场策略的研究。上述文献综述了传统的模型驱动方法,但未关注用户的有限理性、模型参数的获取等实际问题。文献[12-14]对关于数据驱动的用能行为分析的研究进行综述,主要关注点包括用户用电信息的采集与聚合、用电特性表征和感知、用户群体分类、关联因素分析等用电数据的处理与分析技术,但没有考虑能源系统优化运行^[15]等应用场景对准确、定量的用户模型的需求。

综上,现有的综述文献仅从用户用能机理分析^[9-11]或者仅从用能数据分析^[12-14]的角度总结相关研究,未讨论2个角度的研究在研究思路、应用场景等方面的区别与联系。实际上,纯机理和纯数据驱动的方法均无法独立解决实际应用中的所有用户行为建模问题,需要根据场景的需求综合应用各种建

收稿日期:2023-08-10;修回日期:2023-08-18

在线出版日期:2023-08-29

基金项目:国家自然科学基金青年基金资助项目(52107102);
国家自然科学基金联合重点基金资助项目(U2066205)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52107102,U2066205)

模技术。本文以需求为导向,完整梳理电力用户行为建模的研究现状和应用,试图回答以下问题:为了经济高效地开展需求响应,需要进行哪些用户建模研究?研究结果如何应用?为此,本文分析居民、商业、工业等各类用户的用能特点,针对不同的研究层次,系统梳理电力用户行为特性描绘、用能行为解析和用能行为定量建模的研究现状,在此基础上,讨论用户行为建模研究在不同需求响应场景中的应用,并针对应用场景的特点探讨未来研究的发展方向。

1 不同类型电力用户特性分析

按照行业类别,电力用户大致可以分为居民用户、商业用户、工业用户3类,如表1所示。

表1 不同类型用户的特点

Table 1 Characteristics of different types of users

用户类型	典型负荷构成	用能特性
居民用户	照明设备,温控设备,通信和娱乐设备,其他家用电器	单体容量小,主体数量多
商业用户	生产用能(服务器、仓储设备、冷藏等),行为用能(电梯、会议、烹饪等),环境维护用能(空调、照明等)	负荷率较低,主体数量多
工业用户	生产用能(制造、开采、加工等),生产辅助用能(空调、照明等)	单体容量大,用能集中,能量管理水平高

居民用户用电负荷的用电容量小、种类多,其用能设备包括照明设备(灯具等)、温控设备(空调、电热水器等)、通信和娱乐设备(手机、电脑、电视等)和其他家用电器(电饭煲、吸尘器等)。根据用能特性,这些负荷又可以分为刚性负荷、柔性负荷(如变频空调,在不影响舒适度的前提下可以连续调节功率)和可转移负荷(如洗衣机,可以平移用能区间)^[16]。在用能管理上,大多居民用户不具备有效的能量管理系统,其用能主要取决于用户个人行为,其中照明设备和温控设备用能又与气象环境因素强耦合。

商业用户可以细分为生产性、生活性和社会公共性用户。生产性用户主要为生产活动提供服务,如办公楼、数据中心、仓储等,其用电与所服务的生产活动紧密耦合。生活性用户主要为居民生活提供服务,主要用能包括照明、空调、烹饪等。社会公共性用户包括文化体育、政府机构等,主要用能设备为办公设备、照明、空调等。与居民用户类似,商业用户各用电设备容量较小,且通常不具备对内部设备统一管理的技术手段,难以对用能设备进行直接控制。但中央空调、数据中心等设备集群具有可观的调节容量和响应潜力,在聚合后可以为电网运行提供支撑。

工业用户包括制造业、采矿业、建筑业等用户。与居民和商业用户相比,工业用户用能存在以下显著特点:①用电容量大,总体上,工业用户能耗分别

占中国和世界总能耗的70%^[11]、50%^[17],单个高耗能工业用户的用电容量可达数十兆瓦,远超典型的居民或商业用户;②用能集中,工业用户用能可以分为生产用能和生产辅助用能,典型能源密集型工业用户的用能集中在其生产过程,甚至集中在一两个生产环节(如铝冶炼厂的电解铝环节);③能量管理水平高,对于高耗能行业而言,其用电成本占产品成本比例较高(如电解铝可达30%~40%^[18]),企业出于盈利目的会主动管理其各环节的用能。此外,工业用能设备自动化水平高、可控性强,客观上有利于参与需求响应以及进行用能调节。

需要说明的是,以上划分的依据是电力用户主体的性质,而在实际场景中各类用户的负荷构成和用能特性可能有相似之处。例如,在居民用户、商业用户和工业用户中均存在电动汽车、温控负荷、分布式储能等小容量可调负荷,在考虑大量单体聚合参与电网协调运行的场景下,建模方法是共通的。

2 面向需求响应的电力用户行为研究现状

电力用户在用能的过程中,根据自身属性和状态(主体)以及当时的气温、电价等边界条件(环境),采取一定的用能手段,从而产生不同的用能结果和用户效用。电力用户行为建模是对电力用户的行为主体、环境、手段、结果、效用5个方面进行抽象和规范化表达^[2]。根据开展需求响应的不同层次需要,下面从图1所示用户行为特性描绘、用户行为解析和用户行为定量建模3个层次介绍相关研究现状。

2.1 用户行为特性描绘研究

用户行为特性描绘主要服务于负荷聚合商或者电网对适合开展需求响应的用户进行优选以及响应方案的制订。具体而言,需求响应相关的行为特性主要包括响应能力、响应成本、响应意愿等方面。受用户类型和用能规模影响,不同用户的行为特性差异巨大。同时,考虑到开展需求响应所需要的计量装置安装、人员培训等成本,若能够提前基于用户行为特性描绘对适合开展需求响应的用户进行普选,则能大幅提升需求响应开展效率。例如,有研究在调查某地区用户的需求响应潜力时,发现潜力排名前5%的用户占总可调资源的40%^[19],这些用户显然是优先开展需求响应的对象。

1) 数据采集和处理。

为了描绘用户行为特性,通常可用的数据包括负荷数据、环境数据、内部数据等。其中:负荷数据主要是15 min细粒度或者小时级的总用电量数据,该数据由外部智能电表计量;环境数据主要包括温度等可能影响用电的自然因素数据,可由专门计量得到或者根据用户地理位置查询;内部数据包括用户的用能设备构成、家庭构成情况等,该数据通常不

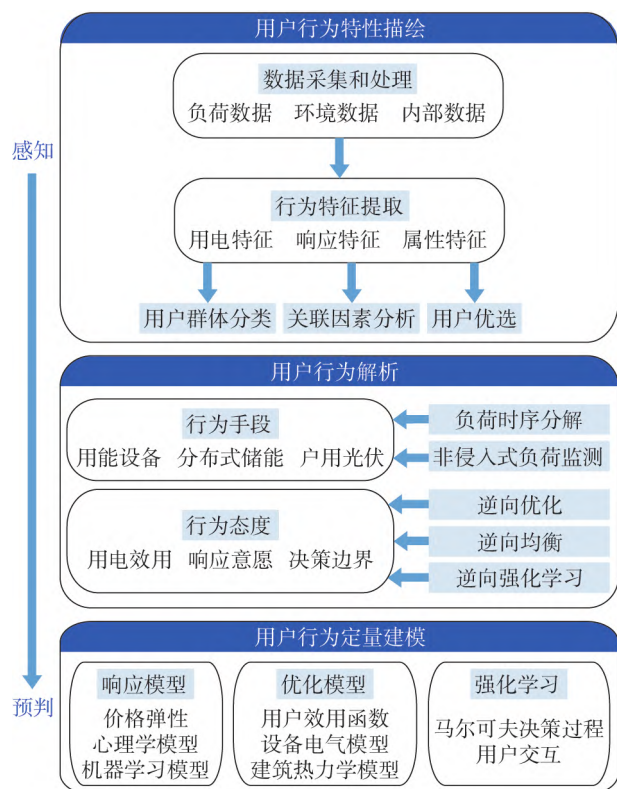


图1 用户行为建模研究框架

Fig.1 Research framework of user behavior modeling

被外部主体直接掌握,需要通过调查问卷等方式收集,存在收集和处理成本高、不便于更新等问题。因此,用户行为特性分析主要依赖于外部电表数据。对于尚未开展需求响应的用户,其电表数据中不包括历史响应情况,但需要从中初步分析其需求响应潜力,这给研究带来困难。

2) 行为特征提取和降维。

关于关联因素分析、用电曲线聚类等通用的用户行为特性分析方法已有大量研究^[20],本文不再介绍其技术特点,在此,本文着重介绍面向需求响应潜力评估的行为特征提取方法。提取与需求响应相关的用电特征的一种方法是直接将可能与响应特性有关的数据经预处理后作为用户行为特征。除了全天负荷率、日峰谷差率等用电数据的统计特征外,文献^[21]还将开展分时电价前后负荷在峰平、峰谷、平谷时段的转移率作为反映的响应特征,实现了多维度的用电特征分析,但该方法因需要用户对分时电价的响应数据而难以推广。家庭构成情况也可能与用户需求响应特性有关,但因属于内部数据而无法广泛获得。为此,文献^[22]开发一种半监督学习的方法,利用电表数据进行家庭画像识别。

在面对海量多维度数据时,直接将所有数据作为特征可能影响后续分析的计算复杂度和效果,因此需进行特征降维或特征优选。对于多日的负荷曲

线,一种常见的降维方法是对单个用户的负荷曲线进行聚类,并使用聚类后的中心替代原始的多条曲线^[23],但这可能会丢失一定的信息。对于多种可能的影响因素:文献^[24]首先利用基于蒙特卡罗方法的影响力评估模型评估影响居民用户响应行为的主要因素,如洗衣机使用情况等,这些因素可作为后续分析的用电特征,但需要大量由问卷调查得到的内部数据,成本较高;文献^[25]提出一种用户特性和可调潜力综合分类方法,根据不同的分析目的从电表数据和问卷调查数据中选择主要影响因素作为特征,可提高考虑用户行为多维影响因素下的聚类效果。

3) 需求响应用户优选。

通过上述方法得到的用电特征理论上不具备有序性,因此仅能区分不同用户,而无法实现用户的优选排序。为了解决这个问题,现有研究的主要思路是根据实施需求响应的需要,首先定义响应潜力相关的指标,然后根据已有数据计算各用户的指标得分并将其作为用户的用电特征,指标得分越高则相关潜力越大。文献^[26]参考工商大用户负荷调控的具体措施,提出针对检修、轮休、错时和避峰的4种潜力指标,并利用灰靶理论和前景理论对用户在每个指标上的得分分别进行量化,以此评估用户适合参与的调控措施,所需数据包括检修成本、可中断负荷、单位电量产值等部分内部数据。文献^[3]也采用指标定义法,所定义的轮休、错时、避峰等指标的计算主要基于负荷数据的统计信息,并根据信息熵和逼近理想解排序法进行量化,对数据需求较少。基于各用户在需求响应潜力指标体系下的得分,在形成用户参与负荷调控的完整画像后,即可根据需求选择适合参与相关调控措施的用户。

需要指出的是,通过对用户行为特性分析得到的信息高度依赖于可用的数据。一方面,主要利用粗细粒度的电表数据通常只能对用户参与需求响应的可能性和优先顺序进行初步了解,因此,所谓的“潜力”反映的是用户参与需求响应能力的相对大小,而不是绝对数值。值得一提的是,有研究表明,对于空调等与环境数据高度关联的负荷,即使仅使用外部电表数据对用户的调节潜力进行排序,其结果也可以逼近使用设备级用电数据的方法^[27]。另一方面,在需求响应开展初期,已经积累了少量用户的响应数据,由此可以分析用户参与响应的关键影响因素,并基于用户的特征相似度评估尚未参与响应的用户潜力^[28]。随着数据的积累以及其他相关数据的获取,可以进行需求响应潜力的定量计算。

2.2 用户行为解析研究

用户行为解析的对象主要包括用户的行为手段和行为态度。行为手段是用户为了满足用电需求所采取的手段,主要是家用电器、分布式储能等电气设

备。行为态度是指用户用电相关的偏好和意愿,包括用电效用、需求响应意愿、电价类型偏好等与用户用能策略有关的因素。用户的用电设备和用电策略是定量描述用电行为的基础,但这些信息的获取依赖于各设备的精确量测或者准确的问卷调查,难以大规模实现,更实际的做法是基于外部可获取的数据对用户行为进行理解和分析。下面介绍相关研究。

1) 用能结构解析。

为了解析用户行为手段以及理解用户用电结构,即知道用户“可以用什么”,可以通过非侵入式负荷监测(non-intrusive load monitoring, NILM)从用户的总用电负荷中分解出部分设备的用电分量,也可以将日负荷曲线分解为气象敏感分量、电价敏感分量等不同的分量^[29]。后者的相关方法与用户行为特征提取和响应潜力评估研究中的方法类似,这里不再赘述。这里主要介绍基于NILM的电气设备解析。

单个用户往往只有1个总电表,用于计量建筑内部所有设备叠加在一起的用电负荷。NILM是对建筑的总电表数据进行分析,将其分解为建筑内部各用电设备用电数据的技术。“非侵入”是指不另外安装监测电表,以与在用户内部各设备安装电表的“侵入”方法相区分。NILM主流方法包括传统机器学习、深度学习、优化方法等^[30]。

基于传统机器学习的NILM通常将各设备建模为一个 K 状态的隐马尔可夫链^[31],每个状态对应输出一个观测值作为该设备对应时刻的负荷,所有设备在各同一时刻的观测值之和构成的时间序列就是聚合的负荷数据。利用由各设备负荷和总负荷构成的训练集训练初始分布、状态转移、观测生成的参数,再利用训练得到的模型对总负荷数据进行解码,得到的状态序列即为分解数据。Kelly J等在2015年将深度学习方法应用到负荷分解领域,并提出包含长短期记忆元件的循环神经网络模型^[32],这类模型将负荷分解建模为序列到序列的回归问题,输入聚合数据,通过对应的网络拟合出对应设备的设备级数据。基于深度学习的NILM是目前的先进模型之一,但需要大量带标签数据进行网络参数训练,而基于优化的方法通常对数据量的要求更低,例如,文献[33]通过各设备典型工业负荷曲线的线性组合拟合聚合数据,将负荷分解问题转化为最优组合问题,该方法适用于处理波动平滑的动态负荷。

为了设备解析的准确性,NILM通常需每秒1次或更高的采样频率,但考虑到实际电表的数据采样、存储和传输成本,更多的研究使用低频(如每分钟采样1次^[34])的电表数据进行NILM,但采样频率仍高于智能电表常用的每15 min采样1次的频率,且模型训练需基于各设备的历史用能数据。对于热水器、空调等特定种类的设备,可利用设备使用的先验

知识提升辨识准确度或降低数据需求。文献[35]考虑到电热水器使用时间通常不超过半小时,在自动分离不同额定功率的电热水器负荷的算法中加入功率片段长度等约束,提升了算法计算效率。文献[36]针对新楼宇数据量不足的问题,加入温度、湿度等天气因素,以增强楼宇负荷分解精度,实现了仅利用每15 min记录1次的电表数据的空调负荷分解。

总体上,NILM已经成为经典的机器学习问题,相关理论研究较为成熟,但当前对于负荷分解结果的分析和应用研究仍处于初步阶段^[37]。文献[38]基于NILM所得到的居民用电行为分析结果,从家庭节能和需求侧管理2个角度提出相关建议,但未讨论分析数据的具体使用方法。文献[39]基于NILM分析用户的空调负荷参与需求响应的潜力和价格敏感度,用于聚合商定价,但如何改进算法性能以实现分解结果的实时更新仍需要进一步研究。

2) 用能策略解析。

用能策略解析的目的是理解电力用户在给定条件下如何做出用能相关决定。用户的用能策略是一个由用能需求和外部环境、电价等边界条件到用户用能行为的映射,体现为用户的用能偏好、意愿等行为态度。用户的用能策略是售电商开展个性化服务的重要参考,但通常无法直接观察得到。不同的用能策略会通过影响用户的用电决策产生不同的用电行为。因此,用能策略解析的主要思路是通过历史的环境条件以及对应的行为结果逆向辨识用户决策模型,现有研究的主要手段包括逆向优化、逆向均衡、逆向强化学习等。

a) 逆向优化和逆向均衡。

若将电力用户的用能决策看作一个优化问题,则其用能策略就是基于自身的内部参数和环境参数决定最优的用能行为,以实现其用能目标。对于外界而言,该优化问题的部分参数(如成本系数、效用参数)是不可观测的,只能根据可观测的参数值(如外部电价)以及最优决策变量(如用户的各时段总用电量)来推断,这就是逆向优化^[40]的思路。在电力领域,逆向优化已经被用于电力市场中竞争对手的边际发电成本估计^[41-42]、用户侧投标参数估计^[43]、价格敏感型用户负荷预测^[44]等研究。目前,基于逆向优化的用户决策解析研究的基本思路是,首先为用户用能建立优化模型,反映用户的用能效用和用能成本以及用能的功率限制、爬坡限制等约束,然后利用历史电价-用能数据拟合模型参数^[45]。也有研究利用虚拟储能模型近似用户用能外特性,其中虚拟储能模型参数通过逆向优化拟合得到^[46]。

与逆向优化的思路类似,逆向均衡通过均衡模型的观测值拟合其他不可观测的模型参数。在电力市场中,逆向均衡建模可以用于分析发电商之间的

博弈行为以及市场价格的形成机制,还可以用于研究市场结构是否符合观察结果^[47]。若考虑用户与负荷聚合商之间的博弈或者用户集群在市场中的博弈行为,则基于逆向均衡来解析用户的决策模型是可行的思路,但目前相关研究较少。

逆向优化和逆向均衡的思想比较直观,但在实际应用中面临假设过于理想、数据不足两方面的问题。以逆向优化为例:一方面,拟合优化模型参数的过程实际上隐含了对用户用能策略的先验假设,即用户按照给定优化模型在完全信息下进行理性决策,而实际上用户对其内部设备的电气特性可能并不了解,而且其用能行为可能不是完全理性的,因此,以优化模型为假设进行参数拟合,其结果的准确性可能受到限制,具体参数值也不具有很大的实际意义;另一方面,影响用户用能决策的因素和内部参数可能很多,仅利用外部可观测参数的数值对决策模型进行解析可能存在数据不足的问题,从而导致欠拟合,目前的研究所使用的用户模型主要是参数量较少的外特性模型,而不是精细的设备用能模型,这也限制了解析的准确性。

b) 逆向强化学习。

针对上述假设过于理想的问题,逆向强化学习提供了一个解决思路。逆向强化学习又称为学徒学习^[48],是一个经典的机器学习问题,其主要思想是将用户决策建模为马尔可夫决策过程,在奖励函数(如用户的效用函数)未知的情况下,利用历史数据中已有的环境-用户行为数据反推决策模型的参数。逆向强化学习能够较好地解释用户的历史行为,并预测未来给定环境下的用户行为。对用户的假设,即马尔可夫决策过程,不依赖于特定的模型。逆向强化学习可以有效解决有限理性决策的解析问题,已被应用于电力市场主体的投标目标函数识别^[49]和储能系统在多市场间的决策目标函数识别^[50],也有望应用于面向需求响应的电力用户行为解析,但具体的实现方法和效果有待进一步研究。

2.3 用户行为定量建模研究

行为特性分析、用能结构解析、决策解析等均属于广义的电力用户行为建模范畴,有助于理解用户行为,但还无法直接根据边界条件预判用户的具体用能行为。在需求响应的实际应用中,电网或者负荷聚合商需要对用户行为的结果进行定量估计,例如,售电公司在实际调整分时电价前,需要预估将高峰时段(如17:00—20:00)的电价提高至原来的2倍后用户各小时的用能变化,这就需要用户行为的定量模型。本节将电力用户行为建模界定为定量模拟用户在不同边界条件下用能行为的任务,即狭义的用户行为建模。

1) 基于回归模型的用户行为建模。

数学上,用户行为建模是建立一个由用户所处的边界条件(如气温、电价等)到用户用能行为(如各小时用能)的映射。一种直观的做法是采用回归的思想,直接利用数学模型拟合由所关注的边界条件到用户响应行为的映射关系,而不关注用户用能行为的具体过程。价格弹性模型^[6]、消费心理学模型^[51]等经典的用户响应模型本质上都是用不同的回归模型拟合电价-用户响应行为映射关系。价格弹性模型假设用户的用能变化与电价变化成正比,为考虑不同时段的价格对用户用能的影响,还可通过价格弹性矩阵对跨时段价格-用能关系^[6]以及价格弹性随时间的变化^[52]进行建模。消费心理学模型则是在价格弹性的基础上考虑用户响应的死区(激励不足以引起响应)和饱和区(用户已无响应空间)问题^[51]。

基于回归模型的用户行为建模无须考虑用户种类及其内部用能过程,因此其通用性较好,得到了广泛的应用。但在实际使用中基于回归的用户响应行为模型存在参数获取和模型准确性两方面的挑战。一方面,价格弹性系数等用户响应行为模型的关键参数无法直接获取,其取值需要基于足够的历史数据拟合^[6],然而,大量用户未暴露在波动的电价下,而且用户响应具有一定的随机性,这增加了历史数据获取和处理的难度。文献[53]提出一种通过小样本需求响应数据拟合响应模型参数的方法,采用行业共性与用户个性结合的方式保证泛化性,但采用矩不确定鲁棒优化方法对随机参数建模的假设可能导致该方法难以推广。另一方面,用户在电价等外界环境的响应特性常常是复杂且非线性的,而价格弹性等数学模型对用户响应的建模本质上是简单的线性关系,因此模型准确性有限。为了解决模型准确性的问题,一种思路是采用更复杂的模型近似用户行为的外特性,如指数模型^[54],但理论上仍然无法完全拟合用户响应,而且参数拟合更为困难。另一种思路是采用无模型的机器学习模型替代传统数学模型。文献[55]在分时电价背景下,利用支持向量机构建以峰、平、谷时段电价为输入,用户在各时段的用电量为输出的预测模型,并使用历史数据训练模型,但模型的预测精度和速度有待提升。文献[8]利用深度长短时记忆网络拟合由电价、温度、湿度等因素到用户用电量的关系,取得了较高的精度。引入机器学习模型在一定程度上可以解决模型准确性问题,但机器学习模型的效果依赖于大量的有效历史数据且可解释性较弱,这限制了其应用场景。

2) 基于优化模型的用户行为建模。

用户在面对外部环境时,趋向于采取各种用能手段来最大化自身的用能效用,降低用能成本,这就是用户行为的效用趋优性。基于效用趋优性假设,用户响应行为可以采用优化模型进行建模,其目标

函数为效用函数与用能成本之差,约束条件包括用能设备电气约束、用能需求约束等。基于优化的用户响应行为模型与需求侧能量管理模型在形式上基本一致,两者的主要差别在于建模的目的:前者是为了理解并模拟用户的用能机理,因此模型准确性是主要评价标准,即模型给出的用户在给定环境条件下的用能行为与用户的真实行为一致;后者则是有特定的优化目标,例如,降低用户的用能成本、减小对电网的负面影响等,因此在相应指标上的表现是模型的主要评价标准。基于优化模型的用户行为建模和需求侧能量管理在建模方法上是相通的,下面分别介绍工业用户、商业用户、居民用户的响应行为优化建模方法。

a)工业用户。

典型工业用户的主要用能来自其生产过程,因此工业生产过程建模和管理受到了广泛的关注,其主要思路是使用生产调度模型描述工业生产流水线特性,在满足生产目标,生产设备运行限制,生产环节的能量消耗、物料转换和存储等约束的前提下优化工厂的用能成本。常用的生产调度通用模型包括状态-任务网络^[56]、在此基础上发展而来的资源-任务网络^[57]等。

以状态-任务网络为例,用状态参数描述各产品的存储上下限、生产目标等属性,用任务参数描述各生产环节的额定功率、生产速率等属性。由于生产设备可运行状态通常为有限个,因此生产调度问题需要利用混合整数线性规划进行准确建模,可以调用商业求解器对模型进行快速求解。在实际操作中,还需要考虑用户对实时电价^[58]以及工厂配备的分布式可再生能源出力的预测^[59]。文献[16]综述适合开展需求响应的工业用户种类、工业需求响应领域的用能优化建模方法以及应对电价不确定性的风险管理手段,这里不再赘述。

b)商业用户。

商业用户内部的负荷包括固定负荷、用户行为相关负荷、空调负荷等。其中:网络设备等不间断的固定负荷通常维持在恒定的工作状态;计算机、电梯、会议室等由用户行为决定的负荷则与用户体验高度相关,且由各行为主体分散控制,不具备统一的监测和控制手段;由于建筑物的热惯性,空调负荷可以在一定范围内调节且不影响用户舒适度,是商业楼宇内部的主要可控负荷。

空调用能模型包括用户所属建筑的热力学模型、空调机组的电-热转化模型、用户舒适度模型等,其中对前2种模型的研究较为成熟^[9],可根据模型精确度的需要选择不同模型。在用户舒适度方面,除了简单地设定可接受温度范围外^[60],还可更精细化地对用户需求进行建模。例如,文献[61]提出利用

移动终端收集楼宇内不同房间的用户对温度因素的偏好,使用神经网络拟合这种偏好并嵌入响应模型中。文献[62]在用户舒适度函数中同时考虑温度和空气质量的影响,并将用户舒适度和用能成本进行共同优化。在实际操作中,商业用户的其他用能手段还包括楼宇周边的分布式光伏、分布式储能、电动汽车充电桩等资源,可对电动汽车电池特性、电动汽车用户的出行规律、电动汽车充电方式等多种因素进行合理建模^[10],并与空调等可控负荷一并进行优化管理^[63]。此外,用户还可协调优化其用能活动,例如,考虑与会者的合适时段、会议室的能耗等特点,优化会议时间安排,从而降低空调系统的能耗成本^[64]。

c)居民用户。

居民用户用电优化的思路是在满足家电使用需求的前提下,根据电价等信息合理安排可延迟、可中断电器的使用,从而降低电费或者减少切负荷等情况的负面影响。其中,对用户行为特点的考虑主要体现在需要通过合理建模改变用电行为对用户舒适度的影响。

针对短时需求响应场景,文献[65]提出一种直观且容易实现的家电管理方案,根据电器种类和使用的紧急程度确定各电器的使用优先级,再根据需要依次降低优先级靠后的电器使用功率。在更长的时间尺度下,文献[4]对各类电器的使用时间范围、总用电量、总中断次数限制等进行建模,并根据全天电价安排各电器的使用时间和功率,以实现整体电费最低。为了更精细地考虑用户舒适度:文献[7]基于用户用电习惯建立用电舒适度模型,对用电成本和用户舒适度进行多目标优化;文献[66]引入响应疲劳指数来表征响应次数、受影响的时间长度对用户舒适度的影响,以模拟过多的响应给用户带来的负面效用。在实际操作中,无论是外部电价还是居民自身的用能需求均可能是随机的,可以利用优化模型中常用的随机优化或者鲁棒优化方法管理用户的电费风险^[15]。

基于优化模型的用户行为建模实际上蕴含了对用户用能管理能力和意愿的假设:为了构建优化模型,用户需要有对自身用能需求以及用能设备进行建模,这要求用户了解各电器用能机理;为了获取优化模型的问题参数,用户需要明确其内部的设备和建筑参数,并合理考虑外部的气象、电价等因素的不确定性,这会带来额外的测量和数据分析成本;用户需要有能力和意愿求解优化问题并执行最优用能方案,这对于用电容量大、专业化程度高的工业用户和商业用户尚属合理,但海量居民用户可能缺乏有效的最优用能求解和执行手段。因此,在实际应用中需要考虑优化模型的适用性问题。理论上,用户的用能管理水平越高,降低用能成本的意愿越强,

则优化模型越能模拟用户实际的用能行为。

3) 基于强化学习的用户行为建模。

强化学习是一类在与不确定的环境交互过程中学习智能体最优决策的算法,已被广泛用于面向需求响应的算法和建模研究中^[67]。基于强化学习的用户行为建模的基本思路是,将电力用户建模为智能体,将用户的用能策略建模为马尔可夫决策过程,利用马尔可夫模型对外部的气象因素、电价等环境的不确定性进行建模,并通过学习算法调整用户在不同状态下的用能行为(动作),从而获得更低的用能成本和更高的用能舒适度(奖励)。强化学习无须显性预测电价等因素,也不需要获得用能成本和舒适度的具体模型与参数,因此比基于优化模型的用户行为建模方法具有更广泛的适用性。

在家电使用行为建模中,智能体需要学会用户对用能成本和用能效用的权衡,同时需要考虑电价和用户需求的变化,然而用户效用和用能需求难以直接观察,通常需要引入用户交互。文献[68]假设用户效用函数已知,将电价和居民用户的用能需求建模为马尔可夫过程,无须知道用户用能和电价的转移概率,仅通过接收居民利用按键等方式发送的用能请求不断学习适应消费者的个人偏好和电价波动。为了消除对效用函数的依赖,文献[69]将居民的用电行为建模为系统动力学的请求库存模型,并且引入居民对智能体用电安排的打分,从而使智能体逐渐学会与人类相同的最佳用能权衡方式。

除了可以应对用户效用函数未知和用能需求不确定的挑战外,强化学习还可以消除对于设备运行机理和参数的先验知识的需要。为了对空调负荷控制策略进行建模,基于优化模型的用户行为建模方法要求已知建筑的热力学模型以及未来预测气温的分布,而强化学习无须输入这些先验知识,因此在居民用户和商业用户的空调使用行为建模中得到了大量应用^[70-73]。热水器^[74]、分布式光伏、电动汽车^[70]、储能^[71]等资源的使用也可以被纳入建筑的用能行为建模中,而无须获得准确的参数。

尽管居民用户和商业用户可能拥有多台用能设备,但这些设备的使用基本是解耦的,因此可以用智能体分别对各设备的使用行为进行建模。但对于工业用户而言,生产流水线中前后环节设备之间的耦合较强,因此需要引入多智能体方法,考虑不同设备之间用能的联系。文献[75]将工业用户行为建模为部分可观测的马尔可夫博弈,将各设备均建模为一个智能体,利用多智能体深度确定性策略梯度算法训练得到不同机器协作实现工厂最优用能的策略,可以逼近理论最优,而无须对生产过程以及电价进行显性建模。文献[76]进一步考虑延迟生产对工厂满意度的影响并进行实验验证,但未进行工厂实地

验证。多智能体方法对算法稳定性的要求更强,将其应用于用户行为建模中的可扩展性和可靠性还需要进行进一步的研究。

除了上述研究外,负荷预测是对用户行为结果的预见,因此可在概念上将户级的负荷预测视为用户行为建模的范畴^[2]。考虑到在需求响应下负荷预测与其他用户行为建模研究的关注点差异较大,而且已有文献对用电负荷预测研究进行了综述^[14],本文不再对负荷预测研究进行综述。

3 电力用户行为建模在需求响应中的应用

电力用户行为建模可以为开展需求响应潜力评估、计及需求响应的能源系统运行优化、负荷聚合商定价、考虑需求响应的市场机制设计等应用提供定量的用户模型,得到了广泛的应用。此外,用户行为分析也可以为有序用电等项目的用户优选^[77]提供参考,这里不再赘述。下面主要介绍定量的用户行为模型在需求响应中的应用情况。

3.1 需求响应潜力评估

定量的需求响应潜力评估旨在估计给定用户或者用户集群在特定时间内可实现的响应容量,是电网制订调度计划和负荷聚合商决定投标容量的重要参考。“可实现”的前提通常是不影响或者在可接受的范围内影响用户正常的用电需求,因此,响应容量的大小不仅与用电设备的电气参数有关,还要考虑用户的实际需求和响应意愿,例如温度舒适度、价格接受度等。用户行为建模可以为合理考虑用户的用电需求以及响应意愿提供参考,从而支撑需求响应潜力的准确评估。

对于居民用户和商业用户,响应潜力很大部分来自空调负荷,因此相关研究主要关注温度和价格对用户空调使用行为的影响。文献[78]基于精细的空调运行模型和建筑热力学模型,仿真得到不同空调设定温度、外部温度等条件下的用户用能变化,再利用回归模型拟合得到响应潜力影响模型,从而避免每次进行复杂的仿真,潜力评估准确率可达80%~90%。文献[79]则基于历史空调负荷数据和温度数据,辨识建筑的等效热参数并计算房屋的理论响应潜力,避免对建筑精确热力学模型的需要,在此基础上考虑居民用电行为随机性、用户响应意愿等因素对响应潜力的影响。

然而,在实际操作中,用户所处建筑的热力学参数、单独量测的空调负荷数据等内部数据难以广泛获得或者获取成本太高,需要针对数据不足的情况开发响应潜力评估方法。文献[80]假设拥有少量用户的完整数据,基于用户心理模型以及空调的电-热力学模型计算这部分用户的需求响应潜力,再基于概率密度估计评估大范围用户的响应潜力。对于更

一般的情形,若仅有粗细粒度负荷数据可用(温度数据可以根据用户地理位置从公开数据获取),则只能基于一些先验假设构建潜力评估模型,例如,由于建筑的热传导速率与室内、室外温差成正比,因此可以用环境温度降低 1°C 导致的用户用能下降来等效空调设定温度调高 1°C 对用户用能的影响。基于该假设,文献[19]利用线性回归和无监督分类来拟合居民用户用能与室外温度的关系,从而评估由调整空调设定温度可以带来的响应潜力。

对于非空调负荷,如可转移用能的家电以及工业用户的生产用能,其用能机理和影响因素更为复杂,难以精细建模,也难以获得完整的内部数据,通常需要基于其历史响应数据,采用数据驱动的方法建立潜力评估模型。文献[81]从负荷聚合商的角度,采用主成分分析提取影响居民用户聚合响应容量的用电关键特征,再使用支持向量机拟合这些关键特征到响应容量的映射关系。文献[29]基于时序分解提取工业用户可中断负荷的特征和需求响应意愿特征,再构建基于高斯过程回归的需求响应潜力评估模型。文献[82]综合考虑调控成本、价格激励等因素的影响,实现分时段、分调控方向的工业用户响应潜力评估并实现短时修正能力。除了通常所考虑的响应容量外,文献[83]还基于用户响应的动态过程提出反应时间、响应持续时间等响应潜力指标,利用历史响应数据拟合响应模型,并考虑不确定性计算相关潜力的概率分布。

3.2 考虑需求响应的能源系统协同优化

需求响应通过直接控制或者价格激励改变用户的用能习惯,可以实现源网荷协同优化,从而提升电网的经济性和安全性。

对于直接控制负荷而言,用户行为建模提供了用户用能的可行域和效用函数,可以将用户模型直接嵌入电网的优化运行模型中以确定用户用能曲线。例如:为了协调优化大工业用户的用能,文献[14]直接将工业生产过程的用能和时间约束嵌入工业园区的综合能源系统调度模型中,提高了园区能源系统经济性;文献[5]利用前景理论对电动汽车用户参与放电的有限理性进行建模,并将模型嵌入楼宇集群能量共享优化的目标函数中。然而,对于海量的空调等小容量可控负荷,直接在电网优化模型中嵌入精确用户模型可能导致计算不可行,此时可以通过虚拟储能等外特性模型描述聚合资源的可行域,再通过分层控制的方式实现调控^[84]。

对于价格激励型负荷而言,电网通过电价影响用户的用能,从而实现减少网损、提高电压质量^[85]、减少尖峰负荷^[86]、提升供电可靠性^[87]等运行目标。此时,需要对用户的电价响应行为进行建模,并将该模型嵌入电网运行模型或者规划模型中。考虑到模

型复杂度问题,目前在考虑价格激励型需求响应的电网优化运行模型中,主要使用电力价格弹性矩阵^[87]、替代弹性^[88]、负荷转移率^[85]等回归模型对全网用户在不同电价下的用能变化进行建模。然而,不同用户的价格响应行为为差别较大,更精细化的建模方式为按照削减、转移、替代等不同响应方式对各用户的用能行为进行建模^[89],或者考虑不同用户的价格弹性系数差异等^[90]。此外,也有研究基于优化模型对用户用能行为进行建模,将用户的用能决策作为下层问题,将电网运营商的优化定价作为上层问题,构建基于主从博弈的网荷储互动优化策略^[91]。

3.3 负荷零售商定价

小型电力用户通过负荷零售商购买电力,而零售商需要对用户的电价响应行为进行建模,从而辅助其定价决策。采用不同的用户行为模型,就会有不同的最优定价策略。与能源系统协同优化中对用户的建模类似,零售商可以采用价格弹性等回归模型直接拟合用户的电价响应行为,以求解最优定价问题,或者将模型嵌入其分布式发电、储能等资源的优化管理模型中^[92]。然而,零售商面临的用户数量相对较少且相互间差异较大,因此用户价格弹性的不确定性也较大^[93],若仍采用统一的价格弹性模型,则可能准确性不足。为此,文献[94]通过用户行为特性分析进行用户分类,再对不同类别用户采取差异性定价,以提高零售商收益。

近年来,更多研究在零售商定价问题中使用精细的用户响应模型。全连接神经网络^[95]、长短期记忆^[96]等模型被用于在零售商定价中拟合用户对电价的响应行为,模型参数由历史响应数据训练得到,该模型可以更准确、客观地拟合用户对电价的非线性响应行为,但要求的数据量较大。此外,也有研究利用不同电价下的家电使用数据学习用户的可转移负荷和可削减负荷用能改变概率^[97],或者基于问卷详细建立用户行为模型以估计用户在新电价下的响应^[98],从而支撑需求响应定价,但这类方法因需要用户内部各设备用电数据而难以推广。

另一种思路是采用优化模型对用户(从)在零售商(主)制订的电价下的购电决策进行建模,从而构建零售商制订电价的主从博弈模型。文献[99]提出在制订实时电价的过程中零售商与终端用户之间的主从博弈问题,可以使用户在不同零售商间决定最优购电方案,但未考虑用户用能的削减或平移的影响。文献[100]细化用户决策模型,进一步考虑分时电价下用户改变用电行为对其效用的影响,文献[101]讨论零售商通过向电网提供负荷平抑服务增加收入的场景,但文献[100-101]没有对用户内部具体的用能过程进行建模。为了对用能机理进行精细建模,文献[102-103]将用户用能行为分别建模为基

于空调设备和电动汽车充电管理的优化问题,但实际上用户可能不是完全理性的。

为了对用户的有限理性进行合理建模,文献[104]提出基于最优选择概率的用户购能模型,并将该模型嵌入用户与聚合商的主从博弈模型中。考虑到动态变化的实时电价或者分时电价可能造成用户的响应疲劳,文献[105]采用块定价的方式,基于日内时段累计用电量进行收费,并基于主从博弈模型确定电价。在上述零售商定价的主从博弈模型中,通常假设用户行为参数已知,但在实际应用中用户侧相关参数可能是不透明的。为此,文献[39]提出基于NILM估计用户响应潜力和响应行为,从而辅助聚合商定价。如何在不完全信息下制订定价决策有待进一步研究。

3.4 考虑需求响应的市场机制设计

市场机制是挖掘需求侧灵活性的重要保障^[1],可以分为专门的需求响应机制以及考虑需求侧资源参与的电力市场机制2个方面。

在需求响应机制方面,经典的交易模型为基于交易池的需求响应市场模型,允许买卖双方进行出价和报价,在供需平衡等条件下以最大化社会福利为目标进行出清^[106]。其中:电网运营商为买方,决定响应容量-价格对或者总的响应容量;电力用户为提供需求响应的卖方,申报分段线性的响应容量-成本曲线。除了线性函数外,文献[107]设计几种不同形式的报价函数,考虑可用性、负荷率等负荷特征对用户效用的影响,能够进一步提升出清结果下的用户总效用。基于交易池的需求响应机制本质上不考虑用户内部的用能行为,而由用户自行优化其用能和报价决策。另一种思路则是将用户实际的用能模型嵌入市场模型中,例如,文献[108]建立柔性负荷和采暖负荷的调节域模型,以描述其可调功率、最大储能容量等运行特性,并将调节域模型嵌入需求响应出清模型中。

在考虑需求侧资源参与的电力市场机制方面,同样需对电力用户的成本特性和响应能力进行建模。文献[109]设计一种电力用户参与日前市场消纳风电的市场机制,其中将用户行为建模为可在几条典型用电曲线间切换。文献[110]考虑到能量市场中部分发电机组的技术限制可能导致社会福利下降,提出将储能和需求响应采购成本作为相应机组定价的参考,并对需求响应资源的采购可行域和成本进行建模。在辅助服务市场方面,负荷侧的储能、电动汽车等具有快速调节能力的灵活性资源可参与调频市场^[111],但其调频成本特性与传统机组差异巨大。为此,文献[112]提出一种考虑储能、电动汽车、空调等灵活性资源调节成本特性的微网调频市场机制,可有效降低系统调频成本。除了直接应用于市

场模型外,用户行为建模还有助于市场机制的模拟,例如,文献[95]利用强化学习对电力用户的空调使用和购电行为进行建模,可模拟用户和聚合商在零售市场中的交互过程,从而验证市场机制的合理性。

关于国内外电力用户参与需求响应市场、电力现货市场和辅助服务市场的相关政策、交易规则和实施情况,可以参考文献[1]。

4 电力用户行为建模研究展望

在电力系统可再生能源比例逐渐提高的背景下,广泛、深入发掘需求侧灵活性的需求越来越迫切。面向需求响应的实际应用,电力用户行为建模研究既需要足够“精确”地建模用户行为,又需要足够“实用”地嵌入电力系统和电力市场运行,但目前的研究还面临诸多不足。本章对面向需求响应的电力用户行为建模研究进行展望,梳理值得关注的关键问题和发展方向,如图2所示。

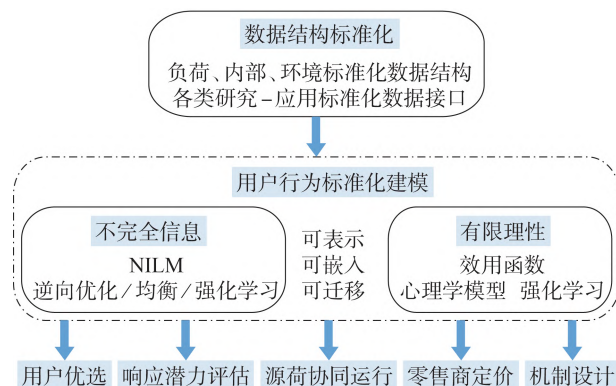


图2 用户行为建模研究展望

Fig.2 Research prospect of user behavior modeling

1) 电力用户数据标准化结构。

目前,各类电力用户建模研究所需的数据缺乏统一的结构标准,给建模过程和建模应用中的数据使用增加了难度。例如,在负荷数据方面,实际的需求响应市场常常以小时为结算单位,但用户行为特性分析研究常用15 min细粒度的智能电表数据,而对于NILM而言,通常每分钟采样1次甚至更高采样频率的负荷数据才有使用价值。此外,用户属性数据的定义和表达也缺乏规范性。

未来将在电力用户行为建模以及实际应用中逐步实现数据的标准化,包括两方面:一方面是标准化的用户数据结构定义,包括负荷数据、内部数据、环境数据等研究和应用所需关键数据;另一方面是面向不同层次研究的数据接口定义,根据特性分析、行为解析、定量建模等不同层次建模技术的需要,编制对应的数据接口,便于各类研究及应用之间的协同。

2) 用户行为的标准化模型。

未来电网需要与海量负荷侧资源进行互动,标

准化的建模方法有利于高效开展各类用户用电的统一管控。然而,由于用能设备技术约束和用能逻辑的差异,目前工业用户、商业用户、居民用户的行为模型在形式上未实现统一,因此,基于用户行为模型的能量管理和机制设计均会变得更为复杂。

对用户用能行为的可行域和成本特性进行标准化建模,模型需要兼顾各类用户以及用户各类设备的运行特点,同时兼顾计算复杂度,为此,可以利用灵活性资源统一建模方法,用统一的形式描述各用户的有功和无功出力变量需要满足的功率约束、爬坡约束、能量约束、能量变化关系等约束条件。为进一步实现高效聚合,还可以将各资源可行域经过内近似或外近似后相加,求取各资源可行域的闵可夫斯基和,得到资源集群的出力特性。在此过程中,还需要考虑用户效用的非线性,对标准化模型中的成本函数进行合理建模。

3) 不完全信息下的用户行为建模。

现有研究中,对电力用户行为的准确建模依赖于对用户内部参数的有效获取,例如,工业流水线建模所需的设备额定功率、空调负荷建模所需的建筑热力学参数等。这对于在用户视角开展用能优化管理的场景尚属合理,但在需求响应应用中,由于用户隐私问题,电网运营商、负荷聚合商等外部主体可能不知道详细内部数据,并且用户可能也不了解自身的电气参数,或者部分参数测量成本过高,因此存在信息不完全的问题。

未来仅利用电表数据、天气数据等外部可获取数据的用户行为建模方法将发挥更大的作用,这需要将行为解析和建模方法相结合。基于NILM等负荷分解技术可以为用户建模提供设备信息;逆向优化、逆向均衡、逆向强化学习等方法则可以通过分析不同环境下的用电结果逆向辨识用户行为决策机理。此外,在不完全信息下,采用越精细的机理模型可能导致参数的确定越复杂,采用机理数据融合的技术路线有望在模型精度和参数获取难度上取得平衡。

4) 考虑有限理性的用户行为建模。

在需求侧管理中,最大的不确定性来源和最难规范化描述的部分在于行为主体——电力用户的行为逻辑。目前的大量用户行为建模研究依赖于对用户完全理性的假设,例如,假设用户会在设备用能约束下最小化其用能成本等。但实际上用能成本只是影响用户用能行为的诸多复杂因素之一,对于价格不敏感用户而言甚至不是主要因素,例如,工业用户重新安排生产计划还会产生额外的管理和工资成本。为了对有限理性的用户行为进行合理建模,传统研究主要利用各种形式的效用函数或心理学模型,但其形式和参数的确定又成为新的问题。

强化学习为电力用户行为的有限理性建模提供

了有效工具。一方面,强化学习方法无须预测电价、气温等环境因素,也不需要获得用户用能设备和建筑模型,适用性更广;另一方面,可以在基于强化学习方法的行为建模中引入人类反馈,使得智能体更能预测人类的行为,而不需要输入明确的效用函数。在未来,可以将基于强化学习的用户行为模型用于在需求响应机制或者零售商定价策略实施前模拟电力用户的响应。

5) 支撑需求响应应用的用户行为建模。

能源系统协同优化、市场机制设计等应用均依赖于对用户效用、成本特性和用能可行域的特点进行有效建模。有效建模首要的目标应是准确、规范地表示用户行为,这就需要根据用户用能机理进行精细化建模。但在实际应用中,由于计算资源、实施成本等因素限制,用户行为建模也需考虑其他目标,本文将这些目标归纳为可嵌入、可迁移2个方向。

a) 可嵌入。该方向目标主要解决用户模型嵌入现有的协同优化、市场机制等模型中面临的复杂度太高、求解困难的问题,通过适度牺牲准确性有效简化模型。一方面,需通过采取一定的近似方法提升求解速度,例如,钢铁冶炼中电弧炉只能中断而不能调节^[16],因此需引入离散变量描述其运行状态,然而,大量离散变量的引入将使得顶层优化模型的求解变得困难,需针对需求响应、日前调度等特定场景采取线性化等合理的近似。另一方面,需要采取合适的数学形式与现有模型兼容,例如,在基于主从博弈的零售商定价中,通常需要避免在底层的用户模型中引入非线性约束,以免其最优性条件难以表达。

b) 可迁移。该方向目标主要解决在实施大规模源荷互动的场景下难以对海量异质负荷侧资源进行逐一精细建模的问题,通过可扩展、可迁移的用户行为建模和参数辨识方法降低建模成本。目前常用的价格弹性模型存在表示性不足的问题,而纯数据驱动的价格-用能映射关系的“黑箱”拟合在数据量不足的场景下表现不佳^[46],而且可解释性不足。采用数据机理融合的方法,用机理模型对用户群体的行为进行“定性”,再利用逆向优化等方法,基于历史用能数据对用户个体的模型参数进行“定量”,可能在数据量不足的情况下更为有效。

5 结论

在挖掘用户侧灵活性的需求愈发迫切的背景下,本文对面向需求响应的用户行为建模研究进行综述。首先,本文对居民用户、商业用户、工业用户的用能特点进行对比和分析,特别是工业用户参与需求响应的优势;其次,按照研究层次将面向需求响应的用户行为研究分为3个部分进行介绍,分别是用户行为特性描绘、用户行为解析和用户行为定量

建模,梳理各部分的研究思路和进展;然后,介绍用户行为研究在需求响应中的主要应用方向,包括响应潜力评估、能源系统协同优化、负荷零售商定价、考虑需求响应的市场机制设计等;最后,面向开展需求响应的需要,对当前用户行为研究的不足和未来方向进行探讨,包括考虑实际应用中的不完全信息条件以及用户行为的有限理性,对电力用户行为进行标准化建模,实现模型准确度和可计算性的平衡,从而支撑考虑需求响应的能源系统优化和市场机制设计。

参考文献:

- [1] 耿建,周竞,吕建虎,等. 负荷侧可调节资源市场交易机制分析与探讨[J]. 电网技术,2022,46(7):2439-2448.
GENG Jian, ZHOU Jing, LÜ Jianhu, et al. Analysis and discussion on transaction mechanism of load side adjustable resources in electricity market[J]. Power System Technology, 2022, 46(7): 2439-2448.
- [2] 王毅,张宁,康重庆,等. 电力用户行为模型:基本概念与研究框架[J]. 电工技术学报,2019,34(10):2056-2068.
WANG Yi, ZHANG Ning, KANG Chongqing, et al. Electrical consumer behavior model: basic concept and research framework[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(10): 2056-2068.
- [3] 陈逸涵,李扬,沈运帷. 基于负荷控制潜力量化模型的工业用户群体画像方法[J]. 电力自动化设备,2021,41(8):208-216.
CHEN Yihan, LI Yang, SHEN Yunwei. Industrial customer group portrait method based on potential quantization model of load control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 208-216.
- [4] 杨永标,颜庆国,王冬,等. 居民用户智能用电建模及优化仿真分析[J]. 电力系统自动化,2016,40(3):46-51.
YANG Yongbiao, YAN Qingguo, WANG Dong, et al. Intelligent electricity consumption modeling and optimal simulations for residential users[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3): 46-51.
- [5] 于浩,沈运帷,林顺富,等. 考虑用户心理的商业楼宇集群能量共享优化策略[J]. 电网技术,2022,46(11):4423-4436.
YU Hao, SHEN Yunwei, LIN Shunfu, et al. Optimization strategies for energy sharing in commercial building clusters considering user psychology[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4423-4436.
- [6] 秦祯芳,岳顺民,余贻鑫,等. 零售端电力市场中的电量电价弹性矩阵[J]. 电力系统自动化,2004,28(5):16-19,24.
QIN Zhenfang, YUE Shunmin, YU Yixin, et al. Price elasticity matrix of demand in current retail power market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(5): 16-19, 24.
- [7] 曲朝阳,韩晶,曲楠,等. 考虑家电关联与舒适性相结合的用户行为多目标优化模型[J]. 电力系统自动化,2018,42(2):50-57.
QU Zhaoyang, HAN Jing, QU Nan, et al. Multi-objective optimization model of electricity consumption behavior considering combination of household appliance correlation and comfort[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 50-57.
- [8] 彭大健,裴玮,肖浩,等. 数据驱动的用户需求响应行为建模与应用[J]. 电网技术,2021,45(7):2577-2586.
PENG Dajian, PEI Wei, XIAO Hao, et al. Data-driven consumer demand response behavior modelization and application[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2577-2586.
- [9] 宋梦,高赐威,苏卫华. 面向需求响应应用的空调负荷建模及控制[J]. 电力系统自动化,2016,40(14):158-167.
SONG Meng, GAO Ciwei, SU Weihua. Modeling and controlling of air-conditioning load for demand response applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(14): 158-167.
- [10] 杨旭英,周明,李庚银. 智能电网下需求响应机理分析与建模综述[J]. 电网技术,2016,40(1):220-226.
YANG Xuying, ZHOU Ming, LI Gengyin. Survey on demand response mechanism and modeling in smart grid[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 220-226.
- [11] 代心芸,陈皓勇,肖东亮,等. 电力市场环境工业需求响应技术的应用与研究综述[J]. 电网技术,2022,46(11):4169-4186.
DAI Xinyun, CHEN Haoyong, XIAO Dongliang, et al. Review of applications and researches of industrial demand response technology under electricity market environment[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4169-4186.
- [12] 朱天怡,艾芊,贺兴,等. 基于数据驱动的用电行为分析方法及应用综述[J]. 电网技术,2020,44(9):3497-3507.
ZHU Tianyi, AI Qian, HE Xing, et al. An overview of data-driven electricity consumption behavior analysis method and application[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3497-3507.
- [13] 葛磊蛟,刘航旭,孙永辉,等. 智能配电网多元电力用户群体特性精准感知技术综述[J/OL]. 电力系统自动化. (2023-05-29)[2023-07-25]. <https://kns.cnki.net/kcms2/detail/32.1180.TP.20230525.1634.004.html>.
- [14] 孔祥玉,马玉莹,艾芊,等. 新型电力系统多元用户的用电特征建模与用电负荷预测综述[J]. 电力系统自动化,2023,47(13):2-17.
KONG Xiangyu, MA Yuying, AI Qian, et al. Review on electricity consumption characteristic modeling and load forecasting for diverse users in new power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(13): 2-17.
- [15] ZHANG Y Z, WANG X J, HE J H, et al. Optimization of distributed integrated multi-energy system considering industrial process based on energy hub[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(5): 863-873.
- [16] CHEN Z, WU L, FU Y. Real-time price-based demand response management for residential appliances via stochastic optimization and robust optimization[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(4): 1822-1831.
- [17] WANG H, CHEN W. Modelling deep decarbonization of industrial energy consumption under 2-degree target: comparing China, India and Western Europe[J]. Applied Energy, 2019, 238: 1563-1572.
- [18] STARKE M R, KIRBY B J, KUECK J D, et al. Providing reliability services through demand response: a preliminary evaluation of the demand response capabilities of alcoa inc. [R/OL]. [2023-07-25]. <http://www.osti.gov/servlets/purl/948544-Fx12Ws/>.
- [19] DYSON M E H, BORGESON S D, TABONE M D, et al. Using smart meter data to estimate demand response potential, with application to solar energy integration[J]. Energy Policy, 2014, 73: 607-619.
- [20] SI C, XU S L, WAN C, et al. Electric load clustering in smart grid: methodologies, applications, and future trends[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(2): 237-252.
- [21] 宗柳,李扬,王蓓蓓. 计及需求响应的多维度用电特征精细挖掘[J]. 电力系统自动化,2012,36(20):54-58.

- ZONG Liu, LI Yang, WANG Beibei. Fine-mining of multi-dimension electrical characteristics considering demand response [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36 (20): 54-58.
- [22] WANG F, LU X X, CHANG X Q, et al. Household profile identification for behavioral demand response: a semi-supervised learning approach using smart meter data [J]. Energy, 2022, 238: 121728.
- [23] LU F, CUI X Y, XING J X, et al. Electricity load profile characterisation for industrial users based on normal cloud model and iCFSFDP algorithm [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38 (4): 3799-3813.
- [24] 蔡珑, 顾洁, 金之俭. 居民用户需求响应行为影响因素辨识与响应特性提取 [J]. 电网技术, 2017, 41 (7): 2378-2385.
- CAI Long, GU Jie, JIN Zhijian. Study on factor identification and feature extraction of residential demand response behavior [J]. Power System Technology, 2017, 41 (7): 2378-2385.
- [25] 孙毅, 毛烨华, 李泽坤, 等. 面向电力大数据的用户负荷特性和可调节潜力综合聚类方法 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41 (18): 6259-6271.
- SUN Yi, MAO Yehua, LI Zekun, et al. A comprehensive clustering method of user load characteristics and adjustable potential based on power big data [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41 (18): 6259-6271.
- [26] 徐青山, 丁一帆, 颜庆国, 等. 大用户负荷调控潜力及价值评估研究 [J]. 中国电机工程学报, 2017, 37 (23): 6791-6800, 7070.
- XU Qingshan, DING Yifan, YAN Qingguo, et al. Research on evaluation of scheduling potentials and values on large consumers [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37 (23): 6791-6800, 7070.
- [27] ALBERT A, RAJAGOPAL R. Finding the right consumers for thermal demand-response: an experimental evaluation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9 (2): 564-572.
- [28] 孔祥玉, 刘超, 王成山, 等. 基于深度子领域自适应的需求响应潜力评估方法 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42 (16): 5786-5797, 6156.
- KONG Xiangyu, LIU Chao, WANG Chengshan, et al. Demand response potential assessment method based on deep subdomain adaptation network [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42 (16): 5786-5797, 6156.
- [29] 吴迪, 王韵楚, 郁春雷, 等. 基于高斯过程回归的工业用户需求响应潜力评估方法 [J]. 电力自动化设备, 2022, 42 (7): 94-101.
- WU Di, WANG Yunchu, YU Chunlei, et al. Demand response potential evaluation method of industrial users based on Gaussian process regression [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42 (7): 94-101.
- [30] ZHUANG M M, SHAHIDEHPOUR M, LI Z Y. An overview of non-intrusive load monitoring: approaches, business applications, and challenges [C] // 2018 International Conference on Power System Technology (POWERCON). Guangzhou, China: IEEE, 2018: 4291-4299.
- [31] KIM H, MARWAH M, ARLITT M, et al. Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements [C] // Proceedings of the 2011 SIAM International Conference on Data Mining. Philadelphia, PA, USA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2011: 747-758.
- [32] 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. New York, USA: ACM, 2015: 55-64.
- [33] LI C Y, ZHENG K D, GUO H Y, et al. A mixed-integer programming approach for industrial non-intrusive load monitoring [J]. Applied Energy, 2023, 330: 120295.
- [34] 杨甲甲, 赵俊华, 文福拴, 等. 智能电网环境下基于大数据挖掘的居民负荷设备识别与负荷建模 [J]. 电力建设, 2016, 37 (12): 11-23.
- YANG Jiajia, ZHAO Junhua, WEN Fushuan, et al. Residential appliance identification and load modeling based on big data mining in smart grid environment [J]. Electric Power Construction, 2016, 37 (12): 11-23.
- [35] 赵洪山, 闫西慧, 戴湘, 等. 基于NILE算法量化热水器参与需求响应的灵活性 [J]. 电力系统自动化, 2020, 44 (3): 98-104.
- ZHAO Hongshan, YAN Xihui, DAI Xiang, et al. Quantifying flexibility of water heater participating in demand response based on non-intrusive load extracting algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44 (3): 98-104.
- [36] 杨秀, 吴吉海, 孙改平, 等. 基于深度学习和迁移学习的公共楼宇非侵入式负荷分解 [J]. 电网技术, 2022, 46 (3): 1160-1169.
- YANG Xiu, WU Jihai, SUN Gaiping, et al. Non-intrusive load decomposition of public buildings based on deep learning and transfer learning [J]. Power System Technology, 2022, 46 (3): 1160-1169.
- [37] 汪颖, 杨维, 肖先勇, 等. 基于U-I轨迹曲线精细化识别的非侵入式居民负荷监测方法 [J]. 电网技术, 2021, 45 (10): 4104-4113.
- WANG Ying, YANG Wei, XIAO Xianyong, et al. Non-intrusive residential load monitoring method based on refined identification of U-I trajectory curve [J]. Power System Technology, 2021, 45 (10): 4104-4113.
- [38] 周明, 宋旭帆, 涂京, 等. 基于非侵入式负荷监测的居民用电行为分析 [J]. 电网技术, 2018, 42 (10): 3268-3276.
- ZHOU Ming, SONG Xufan, TU Jing, et al. Residential electricity consumption behavior analysis based on non-intrusive load monitoring [J]. Power System Technology, 2018, 42 (10): 3268-3276.
- [39] TAO Yuechuan, QIU Jing, LAI Shuying, et al. Customer-centered pricing strategy based on privacy-preserving load disaggregation [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14 (5): 3401-3412.
- [40] AHUJA R K, ORLIN J B. Inverse optimization [J]. Operations Research, 2001, 49 (5): 771-783.
- [41] RUIZ C, CONEJO A J, BERTSIMAS D J. Revealing rival marginal offer prices via inverse optimization [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28 (3): 3056-3064.
- [42] CHEN R D, PASCHALIDIS I C, CARAMANIS M C, et al. Learning from past bids to participate strategically in day-ahead electricity markets [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10 (5): 5794-5806.
- [43] SAEZ-GALLEGO J, MORALES J M, ZUGNO M, et al. A data-driven bidding model for a cluster of price-responsive consumers of electricity [EB/OL]. [2023-07-25]. <https://arxiv.org/abs/1506.06587>.
- [44] SAEZ-GALLEGO J, MORALES J M. Short-term forecasting of price-responsive loads using inverse optimization [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9 (5): 4805-4814.
- [45] LU T G, WANG Z Y, WANG J H, et al. A data-driven Stackelberg market strategy for demand response-enabled distribution systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10 (3): 2345-2357.
- [46] TAN Z F, YAN Z, XIA Q, et al. Data-driven inverse optimization for modeling intertemporally responsive loads [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14 (5): 4129-4132.
- [47] RISANGER S, FLETEN S E, GABRIEL S A. Inverse equilibrium analysis of oligopolistic electricity markets [J]. IEEE

- Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4159-4166.
- [48] ABBEEL P, NG A Y. Apprenticeship learning via inverse reinforcement learning [C/OL]. [2023-07-11]. <http://portal.acm.org/citation.cfm?doid=1015330.1015430>.
- [49] GUO H Y, CHEN Q X, XIA Q, et al. Deep inverse reinforcement learning for objective function identification in bidding models[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(6): 5684-5696.
- [50] TANG Q H, GUO H Y, CHEN Q X. Multi-market bidding behavior analysis of energy storage system based on inverse reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(6): 4819-4831.
- [51] 刘严, 谭忠富, 乞建勋. 峰谷分时电价设计的优化模型[J]. 中国管理科学, 2005, 13(5): 87-92.
- LIU Yan, TAN Zhongfu, QI Jianxun. Research on TOU rate design optimization model[J]. Chinese Journal of Management Science, 2005, 13(5): 87-92.
- [52] YOUSEFI S, MOGHADDAM M P, MAJD V J. Optimal real time pricing in an agent-based retail market using a comprehensive demand response model[J]. Energy, 2011, 36(9): 5716-5727.
- [53] 王蓓蓓, 胥鹏, 王宣元, 等. 需求响应分布鲁棒建模及其大规模潜力推演方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 33-41.
- WANG Beibei, XU Peng, WANG Xuanyuan, et al. Distributionally robust modeling of demand response and its large-scale potential deduction method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 33-41.
- [54] SHARMA I, BHATTACHARYA K, CAÑIZARES C. Smart distribution system operations with price-responsive and controllable loads[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(2): 795-807.
- [55] 刘继东, 韩学山, 韩伟吉, 等. 分时电价下用户响应行为的模型与算法[J]. 电网技术, 2013, 37(10): 2973-2978.
- LIU Jidong, HAN Xueshan, HAN Weiji, et al. Model and algorithm of customers' responsive behavior under time-of-use price[J]. Power System Technology, 2013, 37(10): 2973-2978.
- [56] KONDILI E, PANTELIDES C C, SARGENT R W H. A general algorithm for short-term scheduling of batch operations-I. MILP formulation[J]. Computers & Chemical Engineering, 1993, 17(2): 211-227.
- [57] CASTRO P M, SUN L G, HARJUNKOSKI I. Resource-task network formulations for industrial demand side management of a steel plant[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2013, 52(36): 13046-13058.
- [58] LU R Z, BAI R C, HUANG Y, et al. Data-driven real-time price-based demand response for industrial facilities energy management[J]. Applied Energy, 2021, 283: 116291.
- [59] LU R Z, BAI R C, DING Y M, et al. A hybrid deep learning-based online energy management scheme for industrial microgrid[J]. Applied Energy, 2021, 304: 117857.
- [60] 王旭东, 吴莉萍, 戚艳, 等. 基于模型预测控制的智能楼宇暖通空调能量管理策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(6): 98-106.
- WANG Xudong, WU Liping, QI Yan, et al. Energy management strategy for heating, ventilation and air conditioning in smart building based on model predictive control[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(6): 98-106.
- [61] KIM Y J. Optimal price based demand response of HVAC systems in multizone office buildings considering thermal preferences of individual occupants buildings[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 5060-5073.
- [62] YU L, XIE D, HUANG C X, et al. Energy optimization of HVAC systems in commercial buildings considering indoor air quality management[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(5): 5103-5113.
- [63] 周晓. 需求响应在大型智能商业楼宇能量管理中的应用研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- ZHOU Xiao. Application research of demand response in energy management of large-scale intelligent commercial buildings[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019.
- [64] CHAI B, COSTA A, AHIPASOGLU S D, et al. Optimal meeting scheduling in smart commercial building for energy cost reduction[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(4): 3060-3069.
- [65] 汤奕, 鲁针针, 宁佳, 等. 基于电力需求响应的智能家电管理控制方案[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(9): 93-99.
- TANG Yi, LU Zhenzhen, NING Jia, et al. Management and control scheme for intelligent home appliances based on electricity demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 93-99.
- [66] SHAFIE-KHAH M, SIANO P. A stochastic home energy management system considering satisfaction cost and response fatigue[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(2): 629-638.
- [67] VÁZQUEZ-CANTELI J R, NAGY Z. Reinforcement learning for demand response: a review of algorithms and modeling techniques[J]. Applied Energy, 2019, 235: 1072-1089.
- [68] O'NEILL D, LEVORATO M, GOLDSMITH A, et al. Residential demand response using reinforcement learning[C]//2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications. Gaithersburg, MD, USA: IEEE, 2010: 409-414.
- [69] WEN Z, O'NEILL D, MAEI H. Optimal demand response using device-based reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(5): 2312-2324.
- [70] MOCANU E, MOCANU D C, NGUYEN P H, et al. On-line building energy optimization using deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 3698-3708.
- [71] YU L, XIE W W, XIE D, et al. Deep reinforcement learning for smart home energy management[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 2751-2762.
- [72] LI H P, WAN Z Q, HE H B. Real-time residential demand response[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4144-4154.
- [73] YU L, SUN Y, XU Z B, et al. Multi-agent deep reinforcement learning for HVAC control in commercial buildings[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 407-419.
- [74] RUELENS F, CLAESSENS B J, VANDAEEL S, et al. Demand response of a heterogeneous cluster of electric water heaters using batch reinforcement learning[C]//2014 Power Systems Computation Conference. Wroclaw, Poland: IEEE, 2015: 1-7.
- [75] LU R Z, LI Y C, LI Y T, et al. Multi-agent deep reinforcement learning based demand response for discrete manufacturing systems energy management[J]. Applied Energy, 2020, 276: 115473.
- [76] LU R Z, BAI R C, LUO Z, et al. Deep reinforcement learning-based demand response for smart facilities energy management[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(8): 8554-8565.
- [77] 李彬, 曹望璋, 崔高颖, 等. 基于二次分组的避峰负荷优化调控方法[J]. 电网技术, 2016, 40(12): 3904-3911.
- LI Bin, CAO Wangzhang, CUI Gaoying, et al. Dispatching approach for optimized peak averting based on secondary round grouping[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3904-

- 3911.
- [78] YIN R X, KARA E C, LI Y P, et al. Quantifying flexibility of commercial and residential loads for demand response using setpoint changes[J]. *Applied Energy*, 2016, 177: 149-164.
- [79] SONG Z F, SHI J, LI S J, et al. Data-driven and physical model-based evaluation method for the achievable demand response potential of residential consumers' air conditioning loads[J]. *Applied Energy*, 2022, 307: 118017.
- [80] XIE D J, HUI H X, DING Y, et al. Operating reserve capacity evaluation of aggregated heterogeneous TCLs with price signals[J]. *Applied Energy*, 2018, 216: 338-347.
- [81] WANG F, XIANG B, LI K, et al. Smart households' aggregated capacity forecasting for load aggregators under incentive-based demand response programs[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2020, 56(2): 1086-1097.
- [82] 李彬, 明雨, 郝一浩, 等. 基于融合 FCN-TCN-LSTM 的工业大用户可调节潜力分析模型[J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(7): 151-157, 166.
- LI Bin, MING Yu, HAO Yihao, et al. Adjustable potential analysis model for large industrial users based on FCN-TCN-LSTM fusion[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(7): 151-157, 166.
- [83] 孔祥玉, 刘超, 陈宋宋, 等. 考虑动态过程的可调资源集群多时间节点响应潜力评估方法[J]. *电力系统自动化*, 2022, 46(18): 55-64.
- KONG Xiangyu, LIU Chao, CHEN Songsong, et al. Assessment method for multi-time-node response potential of adjustable resource cluster considering dynamic process[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(18): 55-64.
- [84] SONG M, GAO C W, YAN H G, et al. Thermal battery modeling of inverter air conditioning for demand response[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(6): 5522-5534.
- [85] 王守相, 张善涛, 王凯, 等. 计及分时电价下用户需求响应的分布式储能多目标优化运行[J]. *电力自动化设备*, 2020, 40(1): 125-132.
- WANG Shouxiang, ZHANG Shantao, WANG Kai, et al. Multi-objective optimal operation of distributed energy storage considering user demand response under time-of-use price[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40(1): 125-132.
- [86] VU D H, MUTTAQI K M, AGALGAONKAR A P, et al. Customer reward-based demand response program to improve demand elasticity and minimise financial risk during price spikes[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2018, 12(15): 3764-3771.
- [87] 赵洪山, 王莹莹, 陈松. 需求响应应对配电网供电可靠性的影响[J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(17): 49-55.
- ZHAO Hongshan, WANG Yingying, CHEN Song. Impact of demand response on distribution system reliability[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(17): 49-55.
- [88] 张有兵, 任帅杰, 杨晓东, 等. 考虑价格型需求响应的独立型微电网优化配置[J]. *电力自动化设备*, 2017, 37(7): 55-62.
- ZHANG Youbing, REN Shuaijie, YANG Xiaodong, et al. Optimal configuration considering price-based demand response for stand-alone microgrid[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2017, 37(7): 55-62.
- [89] 魏震波, 魏平校, 郭毅, 等. 考虑需求侧管理和碳交易的电-气互联网络分散式低碳经济调度[J]. *高电压技术*, 2021, 47(1): 33-47.
- WEI Zhenbo, WEI Ping'an, GUO Yi, et al. Decentralized low-carbon economic dispatch of electricity-gas network in consideration of demand-side management and carbon trading[J]. *High Voltage Engineering*, 2021, 47(1): 33-47.
- [90] 胡蓉, 魏震波, 郭毅, 等. 现货市场下计及用户需求响应弹性差异的微电网优化运营分析[J]. *高电压技术*, 2022, 48(4): 1393-1402.
- HU Rong, WEI Zhenbo, GUO Yi, et al. Analysis of optimal operation of microgrid considering the differences in user demand response elasticity in spot market[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(4): 1393-1402.
- [91] 陈臻, 樊小伟, 张文浩, 等. 促进分布式光伏消纳的两阶段源网荷储互动优化运行策略[J]. *电网技术*, 2022, 46(10): 3786-3799.
- CHEN Can, FAN Xiaowei, ZHANG Wenhao, et al. Two-staged generation-grid-load-energy storage interactive optimization operation strategy for promotion of distributed photovoltaic consumption[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(10): 3786-3799.
- [92] NOJAVAN S, ZARE K, MOHAMMADI-IVATLOO B. Optimal stochastic energy management of retailer based on selling price determination under smart grid environment in the presence of demand response program[J]. *Applied Energy*, 2017, 187: 449-464.
- [93] DE SÁ FERREIRA R, BARROSO L A, LINO P R, et al. Time-of-use tariff design under uncertainty in price-elasticities of electricity demand: a stochastic optimization approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(4): 2285-2295.
- [94] YANG J, ZHAO J, WEN F, et al. A model of customizing electricity retail prices based on load profile clustering analysis[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(3): 3374-3386.
- [95] DEHGHANPOUR K, NEHRIR M H, SHEPPARD J W, et al. Agent-based modeling of retail electrical energy markets with demand response[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(4): 3465-3475.
- [96] KONG X Y, KONG D Q, YAO J T, et al. Online pricing of demand response based on long short-term memory and reinforcement learning[J]. *Applied Energy*, 2020, 271: 114945.
- [97] MENG F L, ZENG X J. A profit maximization approach to demand response management with customers behavior learning in smart grid[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(3): 1516-1529.
- [98] XU F Y, LAI L L. Novel active time-based demand response for industrial consumers in smart grid[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11(6): 1564-1573.
- [99] MAHARJAN S, ZHU Q Y, ZHANG Y, et al. Dependable demand response management in the smart grid: a Stackelberg game approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(1): 120-132.
- [100] YANG P, TANG G G, NEHORAI A. A game-theoretic approach for optimal time-of-use electricity pricing[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(2): 884-892.
- [101] 孙伟卿, 刘晓楠, 向威, 等. 基于主从博弈的负荷聚合商日前市场最优定价策略[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(1): 159-167.
- SUN Weiqing, LIU Xiaonan, XIANG Wei, et al. Master-slave game based optimal pricing strategy for load aggregator in day-ahead electricity market[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(1): 159-167.
- [102] 陈厚合, 吴桐, 李本新, 等. 考虑建筑热惯性的园区代理商电价策略及用能优化[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(3): 148-156.
- CHEN Houhe, WU Tong, LI Benxin, et al. Electricity pricing strategy of park retailer and energy optimization considering thermal inertia of building[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(3): 148-156.
- [103] 魏群, 陈玥, 刘锋, 等. 基于主从博弈的智能小区代理商定价策略及电动汽车充电管理[J]. *电网技术*, 2015, 39(4): 939-945.

- WEI Wei, CHEN Yue, LIU Feng, et al. Stackelberg game based retailer pricing scheme and EV charging management in smart residential area[J]. Power System Technology, 2015, 39(4): 939-945.
- [104] 帅轩越, 王秀丽, 吴雄. 用户侧有限理性下基于主从博弈与电热需求响应的综合能源微网优化运行[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(11): 25-31.
- SHUAI Xuanyue, WANG Xiuli, WU Xiong. Optimal operation of integrated energy microgrid based on leader-follower game and electricity and heat demand response under user-side limited rationality[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 25-31.
- [105] CORTEZ C, KASIS A, PAPADASKALOPOULOS D, et al. Demand management for peak to average ratio minimization via intraday block pricing[EB/OL]. [2023-07-25]. <https://arxiv.org/abs/2201.11019>.
- [106] NGUYEN D T, NEGNEVITSKY M, DE GROOT M. Pool-based demand response exchange-concept and modeling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(3): 1677-1685.
- [107] KONDA S R, PANWAR L K, PANIGRAHI B K, et al. Investigating the impact of load profile attributes on demand response exchange[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(4): 1382-1391.
- [108] 刘起兴, 胡亚平, 许丹莉, 等. 计及综合能源服务商调节域的综合需求响应市场机制[J]. 电网技术, 2021, 45(5): 1932-1943.
- LIU Qixing, HU Yaping, XU Danli, et al. Integrated demand response market mechanism considering adjustable region of integrated energy service providers[J]. Power System Technology, 2021, 45(5): 1932-1943.
- [109] 夏叶, 康重庆, 陈天恩, 等. 电力用户参与风电消纳的日前市场模式[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 120-126.
- XIA Ye, KANG Chongqing, CHEN Tianen, et al. Day-ahead market mode with power consumers participation in wind power accommodation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 120-126.
- [110] DOLATABADI S H, LATIFY M A, KARSHENAS H, et al. Dealing with inefficiencies of electricity markets by internalization of negative externalities of the operational restrictions of generating units[J/OL]. IEEE Transactions on Energy Markets, Policy and Regulation. [2023-07-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10132001>. DOI: 10.1109/TEMPR. 2023. 3279129.
- [111] LYU R K, GUO H Y, ZHENG K D, et al. Co-optimizing bidding and power allocation of an EV aggregator providing real-time frequency regulation service[J/OL]. IEEE Transactions on Smart Grid. [2023-07-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10059168>. DOI: 10.1109/TSG.2023.3252664.
- [112] ZHOU H, SHAO Q Z, ZHU X C, et al. An incentive-compatible frequency regulation market for flexible resources in microgrid[J]. IEEE Access, 2023, 11: 18983-18994.

作者简介:

陈启鑫(1982—), 男, 教授, 博士研究生导师, 博士, 主要研究方向为电力市场、低碳电力技术、能源互联网、电力系统运行(E-mail: qxchen@tsinghua.edu.cn);

吕睿可(1999—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力市场、需求侧管理;

郭鸿业(1993—), 男, 助理研究员, 博士, 通信作者, 主要研究方向为电力市场、智慧用电(E-mail: hyguo@tsinghua.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

Electricity user behavior modeling for demand response: research status quo and applications

CHEN Qixin¹, LÜ Ruikui¹, GUO Hongye¹, JIA Hongjie², DING Yi³, WANG Yi⁴, KANG Chongqing¹

(1. State Key Laboratory of Power System Operation and Control, Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

3. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

4. Department of Electrical and Electronic Engineering, The University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China)

Abstract: Understanding electricity user behavior through modeling helps effectively guide user electricity consumption in demand response, thereby exploiting the flexibility of demand side. For the practical needs of demand response applications, the research status quo and applications of electricity user behavior modeling are systematically reviewed. The research progress of electricity user behavior modeling is analyzed and summarized, including three different levels of the depiction of use behavior characteristics, the analysis of use behavior, and the quantitative modeling of user behavior. The main application directions of electricity user behavior modeling in demand response are outlined, including demand response potential assessment, coordinated optimization of energy system considering demand response, load aggregator pricing, and market mechanism design considering demand response. The practical issues faced by the existing research on electricity user behavior modeling are discussed, such as incomplete information and user irrationality, and the future research directions are looked forward to.

Key words: electricity user behavior modeling; demand response; demand side management; data-driven; mechanism analysis