

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2024.05.011

机理-数据混合驱动的气象敏感负荷需求 响应潜力评估

高攀¹, 秦川¹, 武思远¹, 王珂¹, 黄奇峰²

(1. 河海大学电气与动力工程学院, 江苏 南京 211100; 2. 国网江苏省电力有限公司营销服务中心, 江苏 南京 210019)

摘要: 为准确评估电网中气象敏感负荷需求响应潜力, 提出了一种基于机理-数据驱动方法融合的气象敏感负荷需求响应潜力评估方法。该方法根据数据驱动的双分支神经网络模型估算电网层级的气象敏感负荷功率, 基于热力学等值模型建立气象敏感负荷的机理聚合模型, 并以聚合功率与估算功率误差最小为目标, 采用控制变量法和粒子群优化算法优化确定机理聚合模型的等效参数(温控负荷设备数量、温度设定值等), 同时综合考虑用户舒适度与意愿度等因素评估气象敏感负荷需求响应潜力。实例验证结果表明, 该方法估算的气象敏感负荷功率与温度具有显著相关性, 获得的机理聚合模型等效参数及需求响应潜力与实际情况相符且合理。

关键词: 气象敏感负荷; 机理-数据混合驱动; 需求响应潜力; 热力学等值模型; 聚合建模

中图分类号: TM714

文献标志码: A

文章编号: 1000-1980(2024)05-0085-08

Mechanism-data hybrid driven assessment method for demand response potential of meteorologically sensitive load

GAO Pan¹, QIN Chuan¹, WU Siyuan¹, WANG Ke¹, HUANG Qifeng²

(1. School of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;
2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Marketing Service Center, Nanjing 210019, China)

Abstract: To accurately assessing the demand response potential of meteorologically sensitive loads in the power grid, an assessment method for the demand response potential of meteorologically sensitive load is proposed based on the fusion of mechanism-data hybrid driven methods. At first, the meteorologically sensitive load power at the grid level is estimated based on a data-driven two-branch neural network model. Secondly, based on the equivalent thermal parameters model, a physical aggregation model of meteorological sensitive loads is established. With the goal of minimizing the error between the aggregate power and the estimated power, the control variable method and the particle swarm optimization (PSO) algorithm are used to optimize the equivalent parameters of the physical aggregation model, including the number of temperature control load devices and the temperature setting values. Finally, the user's comfort and willingness are considered to evaluate the demand response potential of meteorologically sensitive loads. The case analysis shows that the meteorologically sensitive load power estimated by the proposed method has a significant correlation with temperature, and the obtained equivalent parameters of the physical model and demand response potential are consistent and reasonable with the actual situation.

Key words: meteorologically sensitive loads; mechanism-data hybrid driven; demand response potential; equivalent thermal model; aggregation modeling

伴随全球变暖与社会发展, 气象敏感负荷在电网负荷中的占比不断升高, 如上海、苏州等城市电网夏季的空调负荷占最高负荷的 40% 以上, 2021 年冬季北京电采暖负荷占比最高达 48.2%^[1]。气象敏感负荷占比的快速攀升, 对电网的安全经济运行产生了重大影响。一方面, 高比例的气象敏感负荷是夏冬两季电力紧缺以及负荷峰谷差增大的主要原因之一^[2], 给电网的电力电量平衡带来了挑战; 另一方面, 以温控负荷为主

基金项目: 国家电网有限公司总部科技项目(5100-202218387A-2-0-ZN)

作者简介: 高攀(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事负荷预测理论研究。E-mail: 1870545171@qq.com

通信作者: 秦川(1981—), 男, 副教授, 博士, 主要从事广域电力系统建模、可再生能源发电系统控制理论研究。E-mail: cqin@hhu.edu.cn

引用本文: 高攀, 秦川, 武思远, 等. 机理-数据混合驱动的气象敏感负荷需求响应潜力评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024, 52(5): 85-92.

GAO Pan, QIN Chuan, WU Siyuan, et al. Mechanism-data hybrid driven assessment method for demand response potential of meteorologically sensitive load[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2024, 52(5): 85-92.

的气象敏感负荷具有较强的调控响应潜力,对电网的平稳运行调控具有积极意义。因此,在新能源渗透率逐年攀升、电力系统不确定性明显增大的背景下,从电网(如城市电网)视角评估气象敏感负荷的需求响应潜力,可以为电网运行调控策略的制定提供参考,对电网安全稳定运行具有重要意义。

从电网视角进行气象敏感负荷需求响应潜力评估,需要:①估算未参与需求响应时,电网中气象敏感负荷的功率。从城市电网的层面,由于难以对城市中所有的温控负荷进行量测,常用的估算方法主要是最大负荷比较法和基准负荷比较法^[3-4],即根据电网春秋季节负荷等,采用加权平均、神经网络、灰色预测等方法估算或预测夏冬季的基准负荷,然后用实际负荷减去基准负荷获得气象敏感负荷^[5-8]。然而,上述方法主要关注基线负荷计算,较少考虑夏冬季气象因素的动态变化,并难以计及负荷和气象之间的复杂耦合关系。②建立气象敏感负荷的聚合模型^[9],从而掌握温控负荷群的聚合运行特性,获取与需求响应潜力相关的等效参数。现有研究主要基于热力学等值(equivalent thermal parameters, ETP)模型进行聚合建模^[10]。聚合建模的方式包括蒙特卡洛模拟^[11]、状态队列^[12]、福克普朗定理^[13]、虚拟电池模型^[14]、马尔可夫链^[15]等,但这些方法中,各个温控负荷单体的ETP模型参数大多选取典型值。对负荷群进行聚合建模时,一般按照均匀分布或正态分布随机产生非均质参数,与实际场景中的参数存在较大误差^[10]。此外,现有的气象敏感负荷功率需求响应潜力评估研究中,上述①和②两部分内容往往缺乏关联,如第①部分的研究仅计算电网中气象敏感负荷的功率,但未评估其需求响应潜力;第②部分的研究在进行电网层面的气象敏感负荷需求响应潜力评估时,由于城市中温控负荷数量、温控负荷单体的ETP模型参数均为未知,如果采用典型参数、典型分布,通过蒙特卡洛模拟、状态队列等方法进行聚合建模,则难以与电网中实际的气象敏感负荷功率匹配。

综上,本文提出一种基于机理-数据驱动方法融合的气象敏感负荷需求响应潜力估算方法,该方法首先基于双分支神经网络模型,考虑负荷-气象之间的动态耦合关系,采用数据驱动方法从电网层面估算气象敏感负荷功率;然后采用ETP模型构建气象敏感负荷的物理聚合模型,以气象敏感负荷功率作为聚合模型的输出,优化获得聚合模型的等效参数;最后综合考虑用户舒适度与意愿度等因素,评估气象敏感负荷的需求响应潜力。

1 负荷功率估算

由于电网层面缺乏对区域内所有温控负荷的量测,本文借鉴负荷分解思路,将电网总负荷视为基准负荷与气象敏感负荷之和^[16]。据此提出双分支神经网络模型,两个神经网络分支分别提取基准负荷随时间等变化的深层特征和气象敏感负荷随气象变化的深层特征,实现气象敏感负荷功率的估算。

a. 基准负荷分支:输入年份、月份、小时、周、是否属于节日、季节、标记月、是否属工作日、月平均负荷等时间特征,以及该地区的国内生产总值、消费者物价指数、生产者物价指数等经济指标。利用注意力机制与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[17]提取基准负荷随输入变化的深层特征;然后连接全连接层,并在全连接层的最后由单个神经元输出基准负荷。

b. 气象敏感负荷分支:输入估算时刻的温度、相对湿度、降水量、风速,前1h的温度、相对湿度、降水量、风速,前2h的温度、相对湿度,前4h的温度、相对湿度,较前1h的温度差和相对湿度差,较前2h的温度差和相对湿度差等气象数据。考虑温度的积累效应、温度和相对湿度对负荷变化的耦合效应,利用卷积长短期记忆网络(convolutionalLSTM, ConvLSTM)^[18]实现负荷随气象变化的动态特征提取;同样在全连接层最后由单个神经元输出气象敏感负荷。

对两个分支的输出求和即为该地区的总负荷。由于输入特征与输出的实际总负荷均为已知,可以构建输入输出对应的样本集,对模型进行有监督的训练学习。训练完成后,即可获得两个分支的输出值,也即基准负荷功率与气象敏感负荷功率。双分支神经网络模型结构参数见表1。

表1 双分支神经网络模型结构参数

Table 1 Structure parameters of two-branch neural network model

分 支	网络层	层数	卷积核个数	神经元个数
基准负荷	CNN 层	1	23	
	全连接层	3		[13,13,1]
气象敏感负荷	ConvLSTM 层	3	[20,32,68]	
	全连接层	3		[23,15,1]

2 气象敏感负荷的 ETP 等效聚合模型

由于气象敏感负荷的主要构成为空调负荷,且现有空调负荷机理模型的研究较为成熟,因此研究气象敏感负荷物理聚合模型的物理方法大多聚焦于经由空调基础物理模型推导得到的空调聚合模型。

2.1 一阶 ETP 模型

对于居民定频空调或者小型商业定频空调而言,最常见的物理模型是 ETP 模型。单台定频空调的一阶 ETP 模型^[19]为

$$dT_{i,t}/dt = -(T_{i,t} - T_{a,t} + m_t QR)/CR \quad (1)$$

其中

$$m_t = \begin{cases} 0 & T_{i,t} \leq T_{\min} \\ 1 & T_{i,t} \geq T_{\max} \\ m(t - \varepsilon) & \text{其他} \end{cases}$$

$$Q = \eta P$$

式中: $T_{i,t}$ 、 $T_{a,t}$ 分别为 t 时刻的室内温度和室外温度; m_t 为 t 时刻的空调启停状态,其中,0 表示停机,1 表示开机; Q 为空调设备的制热/制冷功率; P 为空调用电功率; η 为空调的能效比; R 为房间的等效热阻; C 为房间的等效热容; $T_{\max}$ 、 $T_{\min}$ 分别为空调正常运行时室内温度的上限和下限; m 为空调启停状态的变量; ε 为无穷小时滞(在离散时间仿真的情况下设置为仿真时间步长)。

2.2 ETP 聚合模型

假设一共有 N 台温控负荷设备,温控负荷的聚合基准功率为

$$\bar{P}_{\text{agg}} = \psi P_{\text{agg},u} + (1 - \psi) P_{\text{agg},d} \quad (0 \leq \psi \leq 1) \quad (2)$$

$$P_{\text{agg},u} = N \left(\frac{T_a - E(T_{\text{set}}) + E(\delta)/2}{E(\eta R)} \right) \quad P_{\text{agg},d} = N \left(\frac{T_a - E(T_{\text{set}}) - E(\delta)/2}{E(\eta R)} \right)$$

式中: ψ 为调整系数,该值越小聚合基准功率估计值越接近上界,越大估计值越接近下界; $P_{\text{agg},u}$ 、 $P_{\text{agg},d}$ 分别为聚合基准功率的上、下界^[20]; $E(\cdot)$ 为期望值; T_{set} 为设定温度; δ 为空调的温度死区宽度。

当 $\psi=0.5$ 时,聚合基准功率为

$$P_{\text{agg}} = N(T_a - E(T_{\text{set}}))/E(\eta R) \quad (3)$$

由式(3)可知,气象敏感负荷的聚合基准功率可由 N 、 T_a 、 $E(T_{\text{set}})$ 、 $E(\eta)$ 、 $E(R)$ 这 5 个变量决定。

2.3 参数确定

式(3)中, P_{agg} 可以由第 1 节的数据驱动方法估算获得。由此,可以通过优化算法,辨识物理聚合模型的相关参数。其中, N 和 $E(\eta)$ 由控制变量法优化确定; $E(T_{\text{set}})$ 和 $E(R)$ 采用粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法^[21]优化确定,详细流程如下。

a. 基于电网相关负荷数据与气象数据,利用双分支神经网络模型,进行基于数据的气象敏感负荷功率估算。

b. 构建式(3)所示气象敏感负荷物理聚合模型,在可选范围内初步确定物理聚合模型中的 N 和 $E(\eta)$ 。

c. 利用 PSO 算法对 $E(T_{\text{set}})$ 和 $E(R)$ 进行优化,目标函数为步骤 a 获得的气象敏感负荷功率与物理聚合模型计算的功率误差最小:

$$\min |P_{\text{agg},t} - N[T_{a,t} - E(T_{\text{set},t})]/[E(\eta)E(R_t)]| \quad (4)$$

采用分步优化,对于 $t+1$ 时刻,空调 $E(T_{\text{set}})$ 和 $E(R)$ 应在式(5)与(6)所示范围内变化。

$$T_{\text{set},t+1} \in \begin{cases} [T_{\text{set},\min} + \nu, T_{\text{set},t}] & T_{a,t+1} > T_{a,t} \\ [T_{\text{set},t}, T_{\text{set},\max} - \nu] & T_{a,t+1} \leq T_{a,t} \end{cases} \quad (5)$$

$$R_{t+1} \in \begin{cases} [R_t, R_{\max} - \rho] & T_{a,t+1} > T_{a,t} \\ [R_{\min} + \rho, R_t] & T_{a,t+1} \leq T_{a,t} \end{cases} \quad (6)$$

式中: ν 、 ρ 为较小的值; $T_{\text{set},\min}$ 、 $T_{\text{set},\max}$ 分别为空调设定温度的下限与上限; $R_{\min}$ 、 $R_{\max}$ 分别为房间等效热阻的下限与上限。当 $t+1$ 时刻的室外温度高于 t 时刻时,空调的设定温度会偏向于降低,此时室内外温差会变大,房间等效热阻会升高。

d. 计算聚合基准功率与气象敏感负荷功率估算值的误差:

$$\tau = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{N[T_{a,t} - E(T_{\text{set},t})]/E(\eta)E(R_t) - P_{\text{agg},t}}{P_{\text{agg},t}} \right| \times 100\% \quad (7)$$

式中 n 为样本数。

e. 判断当前误差是否满足阈值要求,若不满足,则返回步骤 b,根据控制变量法重新调整 N 和 $E(\eta)$,并

重新优化,直至误差取得最优。

3 气象敏感负荷需求响应潜力评估

假设气象敏感负荷的调控方式为温度控制,则获得式(3)相关参数后,聚合的需求响应潜力可看成是设定温度期望调节前的聚合基准功率与调节后的聚合基准功率差额:

$$P_D = \gamma(P_{agg0} - P_{agg1}) = \gamma N[E(T_{set1}) - E(T_{set0})]/E(\eta R) \tag{8}$$

式中: P_{agg0} 、 P_{agg1} 分别为设定温度调节前后的聚合基准功率; $E(T_{set0})$ 、 $E(T_{set1})$ 分别为调节前后的空调设定温度的期望值, $E(T_{set1})$ 需由用户舒适度指标与用户参与需求响应的意愿度共同决定^[22]; γ 为当前地区用户参与需求响应的可控度。

本文采用预计平均热感觉指数^[23](predicted mean vote, PMV)分析室内的舒适温度范围。PMV 是以人体热平衡状态方程式为基础并考虑人体生理、心理学等因素来评价热舒适度标准的综合指标。用户参与需求响应的意愿度与用户对电价的敏感度和受教育程度有关,而用户对电价的敏感度又受到用户自身的经济水平的影响。意愿度计算公式可参见文献[22]。

空调温度的可设定范围在用户热舒适度温度范围基础上动态变化,由此定义调控参数:

$$\Delta T_t = \lambda_t(T_{0max,t} - T_{0min,t}) \tag{9}$$

$$T_{max,t} = T_{0max,t} + \Delta T_t \tag{10}$$

$$T_{min,t} = T_{0min,t} - \Delta T_t \tag{11}$$

式中: ΔT_t 为 t 时刻因用户意愿而引起的温度调整量; λ_t 为用户参与需求响应的意愿度; $T_{0max,t}$ 、 $T_{0min,t}$ 分别为 t 时刻用户热舒适度初始温度可调节范围的上限和下限; $T_{max,t}$ 、 $T_{min,t}$ 分别为考虑用户意愿度后温度的可调节范围的上限和下限。

在 t 时刻,当空调初始温度设定值为 $T_{set0,t}$ 时,气象敏感负荷聚合基准功率 P_{agg0} 的可调节区间为

$$P_{Dmin,t} \leq P_{aggD,t} \leq P_{Dmax,t} \tag{12}$$

其中

$$P_{Dmin,t} = P_{agg0,t} - \gamma N((E(T_{max,t}) - E(T_{set0,t}))/E(\eta R))$$

$$P_{Dmax,t} = P_{agg0,t} - \gamma N((E(T_{min,t}) - E(T_{set0,t}))/E(\eta R))$$

$$P_{agg0,t} = N(T_a - E(T_{set0,t}))/E(\eta R)$$

式中: $P_{Dmin,t}$ 、 $P_{Dmax,t}$ 分别为 t 时刻气象敏感负荷聚合功率的可调节区间下限与上限; $P_{agg0,t}$ 为初始温度设定值为 $T_{set0,t}$ 时,气象敏感负荷的初始聚合功率。

地区气象敏感负荷的最大需求响应潜力 ΔP_{Dmax} 为

$$\Delta P_{Dmax} = \gamma N\{[E(T_{max,t}) - E(T_{set0,t})]/E(\eta R)\} \tag{13}$$

4 算例验证

4.1 气象敏感负荷功率估算

为验证本文所提双分支神经网络模型用于估算气象敏感负荷的有效性,基于江苏某城市调度用电负荷和气象数据,进行模型训练和测试。数据的时间范围为 2015—2018 年,将 2015 年 1 月至 2018 年 7 月数据作为训练集,2018 年 8 月数据作为测试集。

基于优化训练好的双分支神经网络模型,对 2018 年 8 月的气象敏感负荷进行估算,估算结果如图 1 所示。由图 1 可知:①模型的误差指标(电网实际总负荷功率与模型输出总功率之间的误差)为 1.07%,表明模型的训练与测试具有较高精度;②基准负荷估算值的量级整体趋势平稳,其与温度的相关系数为 0.455,表明基准负荷与温度相关性弱;③气象敏感负荷与 8 月温度的相关系数为 0.913,表明模型有效提取了负荷与温度的强相关性特征;④气象敏感负荷每日的尖峰时刻一般在中午温度较高的时段,且在整个 8 月的变化趋势与总负荷变化趋势基本一致,其主要受到 8 月

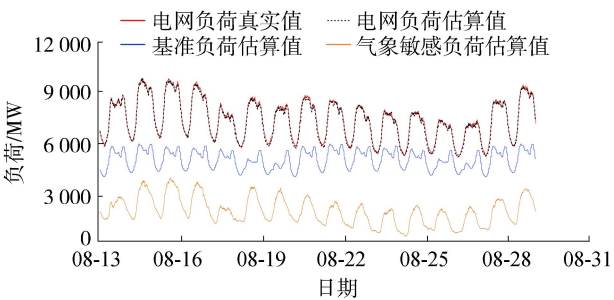


图 1 2018 年 8 月气象敏感负荷估算结果

Fig. 1 Estimation results of meteorologically sensitive load for August 2018

温度变化的影响。

为了进一步验证模型的有效性,将本文方法与最大负荷比较法(方法一)、基准负荷比较法(方法二)和成分分析法^[24](方法三)计算结果进行对比。由图 2 和图 3 可知:①本文方法与其他方法获得的气象敏感负荷趋势一致,表明本文方法有效;②基于本文方法获得的气象敏感负荷与温度之间的相关系数分布最窄,中位线与均值均最高,表明本文方法更有效地提取了气象敏感负荷与温度的强相关性特征,进一步验证了本文方法的有效性。

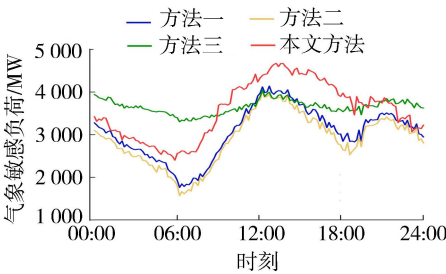


图 2 不同方法估算结果对比(8 月 11 日)

Fig. 2 Comparison of estimation results by different methods on 11th August

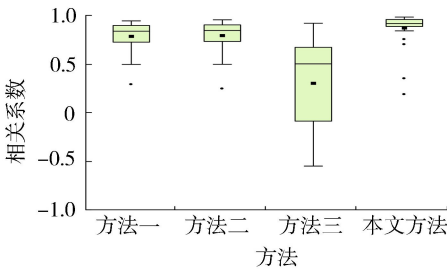


图 3 估算结果与温度的相关系数分布

Fig. 3 Correlation coefficient distribution of estimated results with temperature

4.2 ETP 聚合模型与参数

基于前面估算得到的江苏某城市气象敏感负荷数据,优化计算 ETP 聚合模型的参数,数据时间为 2018 年 8 月 1—31 日。这一时间段内,主要的气象敏感负荷为空调。假设机理聚合模型参数在如下范围内均匀分布: $4.16^{\circ}\text{C}/\text{kW} \leq R \leq 6.36^{\circ}\text{C}/\text{kW}$ 、 $24^{\circ}\text{C} \leq T_{\text{set}} \leq 27^{\circ}\text{C}$ 、 $2.6 \leq \eta \leq 2.8$ 、 $\delta = 1$,同时经统计 2018 年江苏全体居民年末空调拥有量平均每百户(每户以 3 人计算)为 193 台^[25],该地区 2018 年年末常住城镇人口约为 695.99 万人,考虑到空调拥有率计算会包含各种大、小型商业空调,因此 N 的设定范围为 650 万~940 万台。

由图 4~6 可知:①随着 N 的增大,无论 η 如何取值,聚合功率与估算功率的误差(优化误差)总是呈现先减小后增大的特点,可见 N 对聚合模型具有关键影响;②当 N 取 790 万台、 η 取 2.6 时,优化误差最小,此时聚合功率与估算功率曲线高度重合;③当室外温度降低时,空调设定温度会升高,反之则降低,与实际情况相符;④空调设定温度的数学期望值变化范围不大,设定温度变动的上下限之差约 0.9°C 。

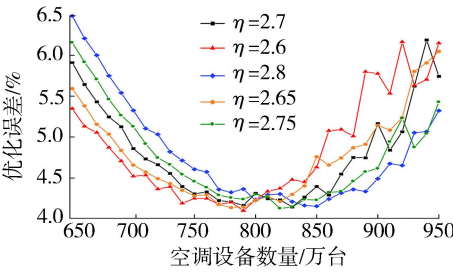


图 4 不同能效比对应的优化误差曲线

Fig. 4 Optimization error curves corresponding to different energy efficiency ratios

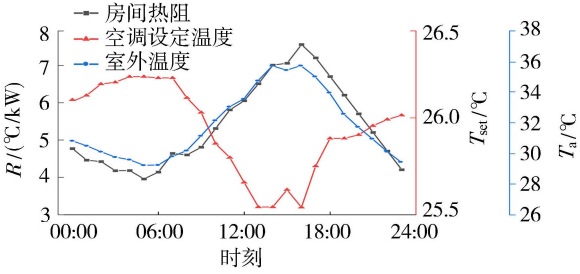


图 5 R 、 T_{set} 和 T_a 变化曲线(8 月 11 日)

Fig. 5 Change curves of R , T_{set} and T_a on 11th August

4.3 需求响应潜力分析

根据 PMV 值求用户处于舒适感觉的温度范围,本文假设 PMV 计算公式^[23]除室内温度 T_i 外,其他参数均为常数,取值范围如下:人体能量代谢率为 $60 \sim 100 \text{ W}/\text{m}^2$,人体机械功效率 $\eta_1 = 0$,衣着面积系数为 $1.04 \sim 1.08$,对流换热系数为 $5.89 \sim 6.24 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$,衣着外表面平均温度为 $26 \sim 30^{\circ}\text{C}$,平均辐射温度 T_r 为 $30 \sim 36^{\circ}\text{C}$,环境中水蒸气分压力 P_a 为 $1.7 \sim 1.9 \text{ kPa}$ 。

经计算,当 PMV 为 0 时(人体的舒适度感觉适中),对

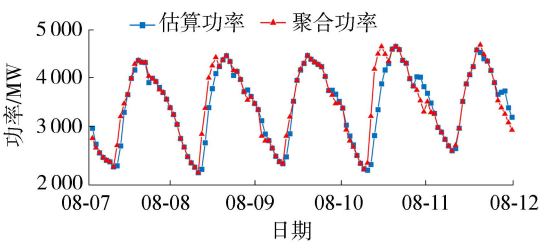


图 6 聚合功率与估算功率曲线

Fig. 6 Change curves of aggregated power and estimated power

应的室内温度为 26.1℃。基于 ISO7730 给定 PMV 的取值在-0.5~0.5 之间时,相应室内温度范围为 24.9~27.3℃,即 27.3℃ 和 24.9℃ 为室内舒适温度的上限与下限,即 T_{0max} 与 T_{0min} 。同时,该地区居民开通峰谷分时电价服务所对应的分时电价见表 2。由表 2 可知,该地区一天内仅存在高峰时段与低谷时段,为此将未开通峰谷分时电价服务全时段的电价作为用户的预期电价的基准值 P_{base} 。

2018 年全国居民人均可支配收入 28 228 元,该地区全市居民人均可支配收入 52 916 元;年末总人口 695.99 万人,其中具有本专科学历的人数 72.672 8 万人。根据意愿度计算公式^[22]可得,当处于高峰时段,用户参与相应意愿度为 0.043;处于低谷时段时,意愿度为-0.203,也即高峰时段用户参与需求响应的意愿更高,低谷时段参与需求响应意愿较低,如图 7 所示。由此,计算得到 8 月 11 日用户空调设定温度的可调区间如图 8 所示。

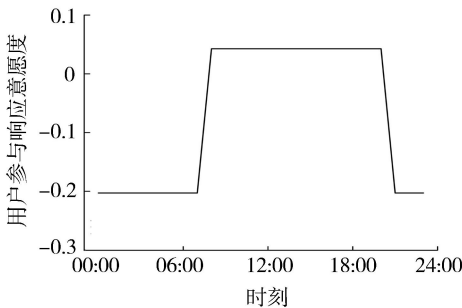


图 7 用户参与响应意愿度

Fig. 7 User participation willingness

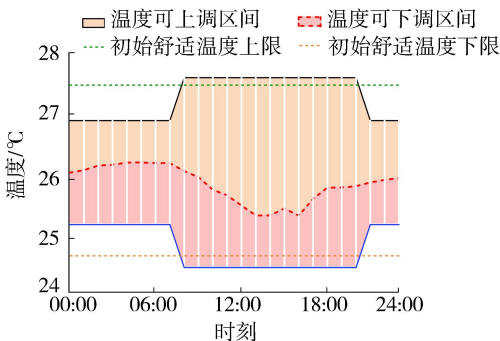


图 8 用户空调设定温度可调情况(8 月 11 日)

Fig. 8 Adjustable values of setting temperature for user air conditioner on 11th August

由图 8 可知,原始温度可调区间根据 PMV 值得出,范围为 24.9~27.3℃;高峰时段,用户空调设定温度的可调区间范围大于原始温度可调区间范围,为 24.8~27.4℃;低谷时段,用户空调设定温度的可调区间小于原始温度可调区间范围,为 25.4~26.8℃。此时,气象敏感负荷的需求响应潜力由温度可上调区间决定,也即用户可调温度上限与原空调设定温度的差值。

根据气象敏感负荷聚合模型参数,以及在考虑参与响应意愿度情况下的用户可调温度区间范围,设置用户可控度 γ 为 60%,由式(13)可计算出气象敏感负荷的最大聚合响应潜力,结果如图 9 所示。由图 9 可知,高峰时段用户响应积极,响应潜力最高可以达到 509.7 MW,响应潜力在气象敏感负荷聚合功率中的占比最高可达 16.51%;而低谷时段,响应消极,潜力最低仅有 220.1 MW,对应最低的响应潜力占比为 7.54%。不同时段对应的响应潜力不同,这体现了本文所提基于用户舒适度与参与响应意愿度的气象敏感负荷响应潜力分析方法的有效性与可靠性。

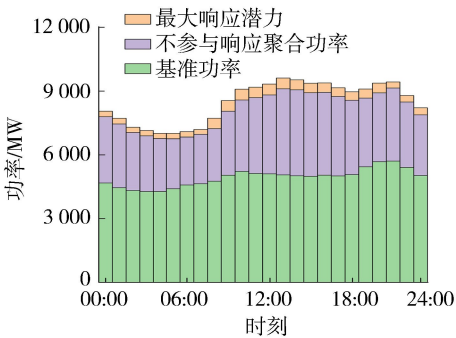


图 9 响应潜力评估结果(8 月 11 日)

Fig. 9 Assessment results of response potential on 11th August

5 结 语

基于双分支神经网络进行地区电网的气象敏感负荷功率估算,所得气象敏感负荷与气象因素的相关性达到 0.913,且与温度变化的关系也更符合实际情况,验证了本文方法的有效性。仅考虑温度控制时,某日的最大响应潜力可达 509.7 MW,说明城市电网夏季的气象敏感负荷具有较大调控潜力。

本文在进行需求响应潜力评估时,仅考虑了温度控制的方式。然而,实际的温控负荷控制方式除了温度控制以外,还有开关控制、周期性启停等方式。不同控制方式下,其需求响应潜力也不一样。因此,未来可以

进一步就不同的控制方式,开展需求响应潜力研究。此外,除了响应功率以外,也将响应时间等纳入研究范畴。本文在研究气象敏感负荷的可调节潜力时,并未涉及电价激励等市场机制,后续可以进一步结合市场机制,考虑调峰/调频辅助服务、电力现货市场等开展研究工作。

参考文献:

[1] 北京电网用电负荷创历史新高 采暖占比达 48. 2% [EB/OL]. (2021-01-07). <https://baijiahao. baidu. com/s? id = 1688207227121608773&wfr = spider&for = pc>.

[2] FU Xueqian. Recommended air conditioner temperature based on probabilistic power flow considering high-dimensional stochastic variables[J]. IEEE Access, 2019, 7: 133951-133961.

[3] RUZIC S, VUCKOVIC A, NIKOLIC N. Weather sensitive method for short term load forecasting in Electric Power Utility of Serbia [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(4): 1581-1586.

[4] 石峰, 吴笛, 李宝珠. 重庆市夏季空调负荷分析及有效调节空调负荷的措施建议[J]. 电力技术经济, 2008, 20(1): 42-46. (SHI Feng, WU Di, LI Baozhu. Analysis of air-conditioning load in summer and suggestion for effective measures of air-conditioning load in Chongqing[J]. Electric Power Technologic Economics, 2008, 20(1): 42-46. (in Chinese))

[5] 张志强. 基于电网侧的空调负荷特性分析及其调控措施研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2007.

[6] 谢敏, 邓佳梁, 刘明波, 等. 基于气象信息和熵权理论的降温负荷估算方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(3): 135-139. (XIE Min, DENG Jialiang, LIU Mingbo, et al. Temperature-lowering load estimation method based on meteorological data and entropy weight theory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(3): 135-139. (in Chinese))

[7] 糜作维. 基于 BP 人工神经网络的空调降温负荷预测[J]. 电力需求侧管理, 2010, 12(4): 27-30. (MI Zuowei. Forecast the air conditioners load based on BP neural network[J]. Power DSM, 2010, 12(4): 27-30. (in Chinese))

[8] 刘思捷, 张海鹏, 林舜江, 等. 夏季日最大降温负荷的估算和预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 75-81. (LIU Sijie, ZHANG Haipeng, LIN Shunjiang, et al. An estimating and forecasting method for daily maximum cooling load in summer [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 75-81. (in Chinese))

[9] 姜婷玉, 李亚平, 江叶峰, 等. 温控负荷提供电力系统辅助服务的关键技术综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(11): 191-207. (JIANG Tingyu, LI Yaping, JIANG Yefeng, et al. Review on key technologies for providing auxiliary services to power system by thermostatically controlled loads[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(11): 191-207. (in Chinese))

[10] 包宇庆, 成丽珉. 空调负荷二阶等效热参数模型参数辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(11): 37-43. (BAO Yuqing, CHENG Limin. Parameter identification method of second-order equivalent thermal parameter model for air conditioning loads [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(11): 37-43. (in Chinese))

[11] MOLINA A, GABALDÓN A, FUENTES J A, et al. Implementation and assessment of physically based electrical load models: application to direct load control residential programmes[J]. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, 2003, 150(1): 61-66.

[12] 张天伟, 王蓓蓓, 贾树俊, 等. 兼顾降负荷和反弹抑制的负荷聚合商下空调集群调控策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(3): 50-60. (ZHANG Tianwei, WANG Beibei, BEN Shujun, et al. Control strategies for air-conditioning group under load aggregator considering load reduction and rebound suppression[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(3): 50-60. (in Chinese))

[13] 李娜. 可控负荷提供系统备用的机制研究与容量评估[D]. 济南: 山东大学, 2013.

[14] TROVATO V, TENG Fei, STRBAC G. Role and benefits of flexible thermostatically controlled loads in future low-carbon systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 5067-5079.

[15] 王永权, 张沛超, 姚垚. 聚合大规模空调负荷的信息物理建模与控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(22): 6509-6520. (WANG Yongquan, ZHANG Peichao, YAO Yao. Cyber-physical modeling and control method for aggregating large-scale ACLs[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(22): 6509-6520. (in Chinese))

[16] WU Siyuan, QIN Chuan, ZHU Zhimeng, et al. Estimation of weather sensitive load power based on dual-branch neural network [C]//2023 International Conference on Power System Technology (PowerCon). Ji' nan: IEEE, 2023: 1-6.

[17] 高林春, 王收军, 陈松贵, 等. 基于 Mask R-CNN 的防波堤复杂护面块体检测和分割方法[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(4): 121-126. (GAO Linchun, WANG Shoujun, CHEN Songgui, et al. Identification and segmentation technology of complex armour blocks of rubble mound breakwater based on Mask R-CNN[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50(4): 121-126. (in Chinese))

[18] SHI Xingjian, CHEN Zhouong, WANG Hao, et al. Convolutional LSTM network: a machine learning approach for precipitation

nowcasting[C]//Proceedings of the 29th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: Neural Information Processing Systems Foundation, 2015:802-810.

[19] 姜婷玉,鞠平,王冲. 考虑用户调节行为随机性的空调负荷聚合功率模型[J]. 电力系统自动化,2020,44(3):105-113. (JIANG Tingyu, JU Ping, WANG Chong. Aggregated power model of air-conditioning load considering stochastic adjustment behaviors of consumers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(3):105-113. (in Chinese))

[20] 李亚平,姚建国,雍太有,等. 居民温控负荷聚合功率及响应潜力评估方法研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(19):5519-5528. (LI Yaping, YAO Jianguo, YONG Taiyou, et al. Estimation approach to aggregated power and response potential of residential thermostatically controlled loads[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19):5519-5528. (in Chinese))

[21] 马晓伟,魏平,王吉利,等. 抑制超低频振荡的水电多级频率控制参数优化[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):126-132. (MA Xiaowei, WEI Ping, WANG Jili, et al. Optimization of multi-stage frequency control parameters of hydro power unit for ultra-low frequency oscillation suppression[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(5):126-132. (in Chinese))

[22] 杨秀,傅广努,刘方,等. 考虑多重因素的空调负荷聚合响应潜力评估及控制策略研究[J]. 电网技术,2022,46(2):699-708. (YANG Xiu, FU Guangnu, LIU Fang, et al. Potential evaluation and control strategy of air conditioning load aggregation response considering multiple factors[J]. Power System Technology, 2022, 46(2):699-708. (in Chinese))

[23] 孙毅,张辰,李泽坤,等. 计及多区域用户差异化 PMV 的柔性负荷多功率级调控策略[J]. 中国电机工程学报,2021,41(22):7574-7585. (SUN Yi, ZHANG Chen, LI Zekun, et al. Flexible load multi-power level control strategy taking into account the differentiated PMV of multi-region users[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(22):7574-7585. (in Chinese))

[24] LU Qiuyu, CAI Qiuna, LIU Sijie, et al. Short-term load forecasting based on load decomposition and numerical weather forecast [C]//2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). Beijing:IEEE, 2017:1-5.

[25] 国家统计局. 2018 中国统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社,2018.

(收稿日期:2023-10-30 编辑:刘晓艳)

(上接第 19 页)

[32] 王玮琦,林文青,王帆,等. 共渠西蓄滞洪区洪水演进数值模拟研究:以海河“23·7”流域性特大洪水为例[J]. 中国防汛抗旱,2023,33(9):45-49. (WANG Weiqi, LIN Wenqing, WANG Fan, et al. Numerical simulation study on the evolution of floods in the Gongquxi Storage and Retention Area;a case study in the Haihe “23·7” basin-wide extreme flood[J]. China Flood & Drought Management, 2023, 33(9):45-49. (in Chinese))

[33] 宋文龙,马建威,孙亚勇,等. 海河“23·7”流域性特大洪水启用蓄滞洪区洪水淹没全过程卫星遥感监测分析[J]. 中国防汛抗旱,2023,33(10):31-36. (SONG Wenlong, MA Jianwei, SUN Yayong, et al. Satellite remote sensing monitoring and analysis of the entire process of flood inundation in the activated flood storage areas of Haihe“23·7”basin-wide extreme flood[J]. China Flood & Drought Management, 2023, 33(10):31-36. (in Chinese))

[34] 张念强,王静,李娜. 洪水动态风险分析技术对防汛应急工作的支撑:以海河“23·7”流域性特大洪水期间兰沟洼蓄滞洪区运用为例[J]. 中国防汛抗旱,2023,33(9):39-44. (ZHANG Nianqiang, WANG Jing, LI Na. The Support of dynamic flood risk analysis technology for flood emergency work;taking the application of Langouwa Storage and Detention Area during the “23·7” extreme flood in the Haihe River Basin as an example[J]. China Flood & Drought Management, 2023, 33(9):39-44. (in Chinese))

(收稿日期:2024-01-08 编辑:刘晓艳)