

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.04.022

基于优先级队列的居民需求响应策略自趋优方法

李扬¹, 严强¹, 樊友杰², 史云鹏¹

(1. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096;

2. 国网江西省电力有限公司供电服务管理中心, 江西 南昌 330001)

摘要:居民负荷是电网季节性尖峰负荷的重要构成之一,具有巨大的需求响应(DR)潜力,但其随机性和分散性也限制了其灵活参与DR互动的能力。针对居民负荷的特点及其响应行为的不确定性,文中以负荷曲线特征、历史DR参与情况和响应程度为参数建立居民负荷模型,并以实际居民数据集为依据辨识分布参数。此外,文中提出一种基于历史响应效果形成优先级队列的方法,并在此基础上建立居民DR成本模型,以成本最小化为目标得出最优居民DR策略,从而在精确达成负荷削减目标的前提下合理控制DR成本。优先级队列在多次DR事件中逐次更新修正,实现响应策略自趋优。最后通过算例验证了提出的居民负荷模型及居民DR策略自趋优方法的有效性。

关键词:自趋优;需求响应(DR);居民负荷;历史响应效果;优先级队列;最佳激励水平

中图分类号:TM73

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)04-0169-08

0 引言

在实现双碳目标的背景下,生态优先、绿色低碳的高质量发展已经成为能源发展的主题^[1]。需求响应(demand response, DR)是解决电网高峰负荷时电力供应不足问题的重要举措,避免了建设新电厂和配套电网带来的碳排放和生态问题。居民负荷快速增长使电网峰谷差不断加大,尤其在迎峰度夏、度冬期间,居民负荷对电网负荷变化影响显著^[2],同时其随机性和分散性等特征^[3]为灵活精确开展居民DR带来了挑战。

近年来,居民侧负荷监测设备的精度和颗粒度不断提升,多个省市逐渐探索和尝试在居民侧实施DR^[4-5]。但当前受限于居民负荷分布广泛、随机性强以及家庭负荷控制系统尚未普及等原因^[6],我国居民DR一般以直接激励形式开展而鲜有负荷控制形式,因此,充分分析居民用电行为和响应意愿是高效实施居民DR的前提。针对用户行为不确定性的建模,已有部分文献基于随机理论^[7]、模糊理论^[8]、区间理论^[9]、多状态转移模型^[10]和后悔匹配机制^[11]等进行了深入研究。

在用户行为分析方面,文献[12]针对居民用户负荷数据和问卷调查特征数据,采用加权表决的集成聚类方法得到用电行为模式,并通过回归分析建立其与家庭特征间的潜在联系;文献[13]以积分为载体对居民负荷进行聚类,评估响应潜力,设计差

异化积分机制,并基于风险按等级结算积分,实现“三精准”;文献[14]基于爱尔兰地区电力用户行为分析示范项目数据建立DR行为影响因素评估模型,基于主成分分析和逐步线性回归得到居民用户DR的主要影响因素。

在居民DR策略优化方面,负荷聚合商或电网运营商实施激励型居民DR时,一般需要确定该次响应的激励水平和邀约范围。目前国内外的相关研究更关注激励策略的合理制定^[15-20]。在激励策略优化研究中,对预期响应量的建模、预测是核心问题,已有研究分别通过构建基于马尔可夫决策过程模型^[15]、长短时记忆网络的预测模型^[16]、序列运算理论的动态规划模型^[17]以及建立用户参与度和电网侧激励间的不确定性模型^[18]等方法,制定合适的激励量引导用户完成响应目标。文献[19]利用云模型理论分析了不同激励水平下用户响应量波动范围的不确定性,据此提出了配电网优化调度模型;文献[20]设计了一种负荷转移方案,将激励型DR引入到DR过程中,将用户和售电商的不同过程建立为博弈模型,为含多个售电商的智能小区的DR提供决策参考。现有研究多从响应不确定性建模或用户行为分析^[21-25]角度出发优化DR激励水平,未从精确选定邀约范围方面考虑优化,且鲜有研究将用户的实际历史响应情况纳入模型。

针对以上问题,文中首先从实际数据集出发,建立居民负荷模型;其次,提出一种基于历史响应效果形成优先级队列的方法,使DR潜力值较高的用户优先参与响应;然后,以居民DR实施成本为目标建立策略优化模型,求解最佳激励水平值,并通

收稿日期:2022-02-18;修回日期:2022-05-26

基金项目:国家电网有限公司科技项目“面向居民客户的智慧用能服务关键技术研究及示范应用”(52182019000J)

过每次响应后优先级队列的更新,实现策略自趋优,从而有效降低居民 DR 实施成本、提高实施效率。

1 居民负荷建模

1.1 居民用户数据集

文中采用的居民用户数据集为 2019 年暑期江西省开展居民用户电力 DR 试验工作期间积累的实际数据^[10]。居民用户数据集中包含 $N = 3\ 323$ 户居民的 96 点日负荷曲线(每隔 15 min 一个负荷值)及其在 6 次 DR 事件中的参与情况和响应情况。

数据集记作集合:

$$\Theta = \{L, p, \lambda\} \quad (1)$$

式中: L 为负荷曲线集合; p 为历史 DR 参与标识集合; λ 为响应负荷量集合。

对于用户 i 包含参数对:

$$\Theta_i = \{L_i, p_i, \lambda_i\} \quad (2)$$

$$\begin{cases} L_i = \{L_{i,1}, L_{i,2}, \dots, L_{i,96}\} \\ p_i = \{p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,M}\} \\ \lambda_i = \{\lambda_{i,1}, \lambda_{i,2}, \dots, \lambda_{i,M}\} \end{cases} \quad (3)$$

式中: L_i 为用户 i 典型日 96 点负荷曲线; M 为数据集包含的 DR 事件数据次数; p_i 为用户 i 在历史 DR 事件中的参与标识, $p_{i,m} = 0$ 表示用户 i 未参与第 m 次 DR 事件, $p_{i,m} = 1$ 表示用户 i 参与了第 m 次 DR 事件; λ_i 为用户 i 在历史 DR 事件中的响应负荷量; $\lambda_{i,m}$ 为用户 i 在第 m 次 DR 事件中的响应负荷量。

为合理描述数据集中负荷曲线的形状特征,采用经典的 K -means 聚类算法将居民用户聚类为用电习惯特征各异的 5 类,即 $C_j(j = 1, 2, 3, 4, 5)$ 。

$$\Theta_i \in C_j \quad j = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (4)$$

1.2 数据集参数分布形式

1.2.1 负荷水平分布

实际中,受到家庭经济状况、家庭人口数量、家电数量及其功率等多方面因素的影响,同一类别、用电行为习惯相同的居民用户的用电负荷水平之间也存在差异,因此定义相似负荷曲线和相似倍率。对于负荷曲线 L_1, L_2 , 若满足式(5)条件,则称 L_1, L_2 为相似负荷曲线。

$$L_{1,1} : L_{2,1} = L_{1,2} : L_{2,2} = \dots = L_{1,96} : L_{2,96} = k_{1,2} \quad (5)$$

式中: $k_{1,2}$ 为 L_1 对 L_2 的相似倍率。

居民负荷建模时,规定某一用户 i 的负荷曲线总是与其所属类别的平均负荷曲线相似,并取相似倍率为 k_i , 即任一用户 i 的负荷曲线为:

$$L_i = k_i \hat{L}_j \quad \Theta_i \in C_j \quad (6)$$

式中: \hat{L}_j 为类别 C_j 的平均负荷曲线; k_i 为 L_i 对 \hat{L}_j 的相似倍率。

根据式(6)的居民负荷曲线建模规则,同一类别中用户的负荷曲线与 \hat{L}_j 均为相似关系而相似倍率 k_i 互不相同。在大范围的居民用户群体中,同类用户的用电负荷水平一般集中于该类别平均负荷曲线附近,取值偏大和偏小的可能性相近。同一类别用户的相似倍率 k_i 作为随机变量可认为其服从均值为 1 的正态分布,分布密度函数 $f(k)$ 见式(8)。

$$k_i \sim N(1, \sigma_{k,j}^2) \quad \Theta_i \in C_j \quad (7)$$

$$f(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{k,j}} e^{-\frac{(k-1)^2}{2\sigma_{k,j}^2}} \quad (8)$$

式中: $\sigma_{k,j}$ 为对于类别 C_j 中用户相似倍率的参数正态分布方差。

1.2.2 参与标识参数分布

对于单个居民用户,针对一次 DR 事件的参与情况只有 2 种可能的结果,即参与 ($p_{i,m} = 1$) 和不参与 ($p_{i,m} = 0$)。文中规定同一类别中的用户参与标识取 1 的概率相同,则参与标识 p_i 服从 0-1 分布,分布律为:

$$\begin{cases} P(p_{i,m} = \alpha) = q_j^\alpha (1 - q_j)^{1-\alpha} \\ q_j = R_j = \frac{1}{MN_j} \sum_{\Theta_i \in C_j} \sum_m p_{i,m} \end{cases} \quad (9)$$

式中: q_j 为类别 C_j 中用户参与的取值概率; R_j 为类别 C_j 中用户平均 DR 参与率; N_j 为类别 C_j 中用户数量; $\alpha = 0, 1$ 。

以同类全体用户为对象,不确定性体现为整个用户群体的 DR 参与率,即参与响应的用户数占用户总数百分比。根据大数定律,将某类用户平均 DR 参与率作为该类中单个用户参与响应的概率。

1.2.3 响应程度参数分布

数据集中记录了每位用户在历史 DR 事件中的响应负荷量,定义响应程度为用户在一次 DR 事件中所响应的负荷量与其对应的典型负荷曲线在 DR 时段内的最大负荷。

$$Y_{i,m} = \frac{\lambda_{i,m}}{\max_{t \in T_{DR}} L_{i,t}} \quad (10)$$

式中: $Y_{i,m}$ 为用户 i 在第 m 次 DR 事件中的响应程度; $L_{i,t}$ 为用户 i 在 t 时刻的负荷值; T_{DR} 为 DR 时段。

同一类别用户的响应程度分布特征与相似倍率的概率分布特征相近,群体中总会存在对 DR 事件响应程度不同的用户,从而认为响应程度服从以 $\mu_{Y,j}$ 为均值,以 $\sigma_{Y,j}$ 为方差的正态分布。

$$Y_{i,m} \sim N(\mu_{Y,j}, \sigma_{Y,j}^2) \quad \Theta_i \in C_j \quad (11)$$

1.3 参数估计

居民负荷建模的目标集中在如何根据数据集中样本 $(\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_N)$ 提供的信息来对总体分布中的未知参数进行估计,各参数的分布类型和需要通过参数估计确定的待定参数如表 1 所示。

表 1 模型参数分布形式及待定分布参数
Table 1 Model parameter distribution form and undetermined distribution parameters

模型参数	分布形式	分布参数
相似倍率	$k_i \sim N(1, \sigma_{k,j}^2)$	$\sigma_{k,j}$
参与标识	$P(p_{i,m} = \alpha) = q_j^\alpha (1 - q_j)^{1-\alpha}$	q_j
响应程度	$Y_{i,m} \sim N(\mu_{Y,j}, \sigma_{Y,j}^2)$	$\mu_{Y,j}, \sigma_{Y,j}$

对于表 1 中的待定参数,将用户 i 的参数对 Θ_i 作为辨识样本,采用最大似然估计法可辨识待定的分布参数取值。将样本观察值视作已知且固定的,并看成是待定参数的函数,即将分布参数的变化作为原因,样本观察值作为结果。样本集数据和已确定分布形式的分布密度函数代入似然函数后,转化为求取似然函数最大值的极值问题,实现通过数据集辨识得到各分布参数。

2 居民 DR 策略自趋优方法

2.1 历史效果优先级队列

实际中削减负荷目标一般低于最大调节潜力,存在调度资源数量和优选问题,而通过优先调度潜力大的资源用户,可提高调峰效率、降低成本。负荷聚合商或电网运营商在启动一次 DR 事件前已掌握所有用户的负荷数据及历史参与响应信息,因此在指定削减负荷目标的场景下,可计及多方面因素对用户的 DR 潜力进行评估并形成潜力优先级队列,从而在一定裕度下优选合适数量用户参与 DR,使得在精确达成削减负荷目标的前提下合理控制 DR 成本。文中以居民负荷建模为基础,提出基于历史响应效果形成优先级队列的方法,为 DR 策略的不断自趋优提供依据。

根据对于居民负荷的建模规则,以式(12)量化居民用户在下一 DR 事件中的潜力。

$$Q_{i,n+1} = \delta \bar{L}_i + \boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\lambda}^T = \delta \frac{1}{N_{T_{DR}}} \sum_{t \in T_{DR}} L_{i,t} + \sum_{m=1}^n \eta_m \lambda_{i,m} \quad (12)$$

式中: \bar{L}_i 为用户 i 在 DR 窗口期间的负荷均值; $Q_{i,n+1}$ 为用户 i 在下一 DR 事件中的响应潜力值; $N_{T_{DR}}$ 为 DR 窗口期间对应的时段数量; δ 为权重因子; $\boldsymbol{\eta} = [\eta_1 \ \eta_2 \ \dots \ \eta_n]$ 为权重序列向量,一般设定满足 $\eta_1 < \eta_2 < \dots < \eta_n$; $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_n]$

为用户响应量构成的向量。

计及历史响应效果的 DR 潜力值考虑 2 项:用户负荷曲线在 DR 窗口期间的负荷均值和在历史 n 次 DR 事件中的用户加权平均响应量。在初次 DR 事件中,无历史响应效果数据参考,因此历史效果项的值为 0,优先级队列完全由窗口期间的负荷均值决定,而在后续每次事件中,该项即为考虑用户历史响应情况的修正项,并通过一组单调递增的权重序列,使最近的响应效果获得相对更高的权重。在每次实施 DR 前可根据 DR 潜力值形成优先级队列,排序靠前的用户将优先作为该次 DR 事件的资源进行选取,从而实现提高邀约效率、降低实施成本策略优化目标。

2.2 策略优化模型

2.2.1 居民 DR 成本模型

电网运营商实施居民 DR 所产生的成本主要由三部分组成:一是根据用户响应功率向实际参与响应的用户发放激励补贴;二是为了使邀约用户达到预期响应效果产生的调度成本;三是 DR 带来的售电减少的损失。累计这三部分的成本,在削负荷量满足 DR 目标的等式约束下,可得最小化 DR 成本的最佳激励水平值。

(1) 激励补贴。激励补贴成本与激励水平和居民用户实际响应电量成正比,可用 C_s 表示:

$$C_s = s \sum_{i=1}^N Q_i \quad (13)$$

式中: s 为当次 DR 事件实施的激励水平; Q_i 为用户 i 的实际响应电量。

(2) 调度成本。实施居民 DR 时,要向一定数量的用户发送邀约。实际 DR 事件中,电网运营商或负荷聚合商需要付出一定的调度成本使得邀约用户能达到模型预期响应参与率和响应效果,如通信费用、宣传费用等,且在邀约比例达到较高值时,调度成本将会迅速上升。文中将调度成本抽象为线性函数和二次函数的分段形式,如式(14)所示。

$$C_d = \begin{cases} k_1 I & 0 \leq I \leq I_0 \\ aI^2 + bI + c & I_0 < I \leq 1 \end{cases} \quad (14)$$

式中: k_1 为线性段系数; I 为邀约比例; I_0 为线性段与二次函数段的临界点对应的邀约比例; a, b, c 为二次函数段系数,根据历史 DR 事件结果取经验值。

(3) 电量损失。实施居民 DR,用户响应削减负荷指令时,电网运营商产生由削减负荷累积的售电损失,这部分成本用 C_w 表示,与居民用电电价和实际响应电量成正比。

$$C_w = \rho_r \sum_{i=1}^N \sum_{t \in T_{DR}} L_{i,t} \Delta T \quad (15)$$

式中： ρ_r 为响应时段居民电价； ΔT 为每个负荷值区间时长。

综上所述,实施居民 DR 成本为:

$$C_r = C_s + C_d + C_w \quad (16)$$

在一次 DR 事件指定目标的前提下,居民 DR 策略应使 DR 成本尽可能降低以最大化净收益。文中策略的自趋优将以最小化 DR 成本为目标进行。

2.2.2 策略优化流程

居民 DR 策略自趋优流程如图 1 所示。首先,输入居民用户数据集并指定 DR 负荷削减目标值;其次,以实际历史数据为基础辨识出所建立的居民负荷模型中的待定参数,生成基于历史响应效果的优先级队列,计算得出不同邀约比例下的总响应潜力;在此基础上,运行以响应成本最小化为目标函数的优化模型,得出此次 DR 的最佳激励策略;实际实施后将数据纳入数据集,作为后续 DR 事件执行时更新优先级队列和自趋优的依据。

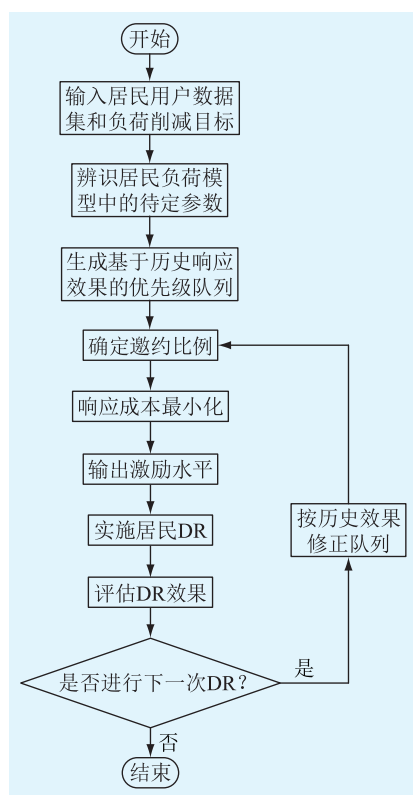


图 1 居民 DR 策略优化流程

Fig.1 Resident DR strategy optimization process

3 算例分析

3.1 居民负荷建模结果

根据建立的居民负荷模型,以居民用户数据集中积累的实际负荷数据和历史响应数据为基础,采

用最大似然估计方法辨识出给定参数概率分布下的待定参数,得到的辨识结果如表 2 所示。

表 2 居民负荷模型参数辨识结果
Table 2 Resident load model parameter identification results

类别	$\sigma_{k,j}$	q_j	$\mu_{Y,j}$	$\sigma_{Y,j}$
C_1	0.613 5	0.256 4	0.013 0	0.589 1
C_2	0.317 5	0.309 7	0.106 7	0.660 8
C_3	0.185 4	0.116 7	0.014 2	0.122 4
C_4	0.496 1	0.269 7	0.101 1	0.725 6
C_5	0.367 8	0.342 1	0.047 3	0.580 7

以上数据确定的各项参数分布体现了数据集中用户的用电习惯特性和响应行为特性,文中将以该负荷模型作为居民 DR 策略优化的对象。而实际实施居民 DR 时的数据规模远大于数据集户数,因此算例须生成一个大于数据集规模的模拟用户群体,体现出将样本特征扩展到大范围群体的实际过程,并保持模拟用户群体的各参数特征与数据集一致。文中取模拟用户数为 1 万户。图 2 为根据各类用户比例和相似倍率分布生成的全部模拟用户的负荷曲线。各模拟用户均按居民负荷模型参数指派其参与标识与响应程度,以体现用户在获得 DR 邀约指令时的动作。

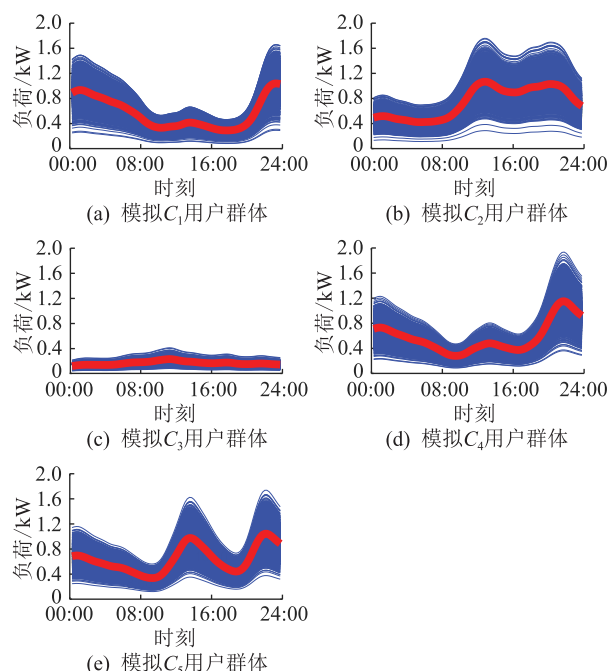


图 2 模拟居民用户群体的负荷曲线

Fig.2 The load curves of the simulated residential user group

DR 针对图 2 所示负荷曲线的 1 万户模拟用户,通过设定一次 DR 事件,仿真整体的响应效果。DR 事件的时段为 20:00—22:30,模拟用户按照各分布

给定的参与情况和响应行为参数对该 DR 事件作出响应,仿真在不指定负荷削减目标的场景下进行,图 3 为模拟居民用户该次 DR 的效果。

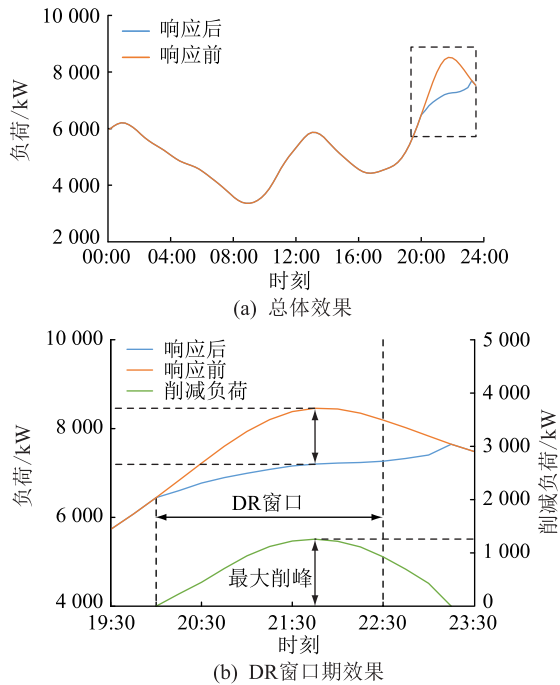


图 3 模拟居民用户的 DR 效果

Fig.3 DR effect of the simulated residential users

实施 DR 前,模拟居民用户 1 d 的总负荷曲线呈现典型双峰形状,并在 21:45 达到峰值 8 458.90 kW。在 DR 窗口期开始后,选择参与此次响应的用户陆续开始削减负荷,削减负荷量的最大值同样出现在 21:45,最大削峰量为 1 258.65 kW,最大削峰比例为 14.9%,窗口期间削减均值为 1 077 kW。为简化 DR 窗口期以外的用户用电行为方式,设定在响应结束后,参与响应的用户陆续恢复初始用电行为,从而总体负荷曲线重新与响应前曲线重合。在这一不指定负荷削减目标的场景下,可获取全部模拟用户在 DR 指令下的整体表现效果,为考虑历史响应效果优先级队列下的策略自趋优提供基础。

3.2 居民 DR 策略优化结果

算例仿真以模拟用户群体为 DR 实施对象进行策略优化,在形成历史响应效果优先级队列的基础上,通过最小化 DR 总成本得出最佳激励水平。设置优化模型中的具体参数: k_1 为 6 000; I_0 为 0.5; (a, b, c) 为 (18 520, -12 410, 4 574); ρ_r 为 0.6。

在实际的居民 DR 实施场景中,负荷聚合商或电网运营商在发起指令前往往会给定负荷削减目标,各项实施工作须以精确达成该目标为前提。在此场景下,合理制定 DR 策略尤为重要,一方面须保证达到负荷削减目标,另一方面向更多用户发送邀

约会使削减负荷过多,产生不必要的 DR 成本。文中提出的基于优先级队列的策略优化方法可根据用户历史响应效果确定邀约顺序,针对给定负荷削减目标依次邀约合适比例的用户,并在每次完成 DR 后纳入本次结果,对优先级队列进行更新,在多次运行过程中实现策略的不断趋优。

优先级队列将每个用户的响应潜力值进行排序。为更清晰地体现形成初始队列以及修正队列过程中的用户转化情况,分别将队列排序前 25%、25%~50%、50%~75%及 75%~100%的用户划定为优先级“最高”、“高”、“中”和“低”4 级。图 4 展示了各类别用户在队列形成和修正中的转化比例。

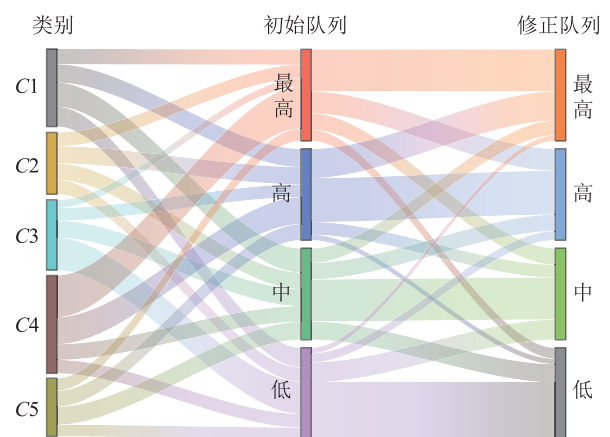


图 4 各类别用户在队列形成和修正中的转化

Fig.4 Conversion of each category of users in queue formation and revision

初始队列依据用户窗口期间的负荷均值形成,因此不同用户类别转化到队列的位置分布有所不同,如晚间负荷值相对高的 C_4 类用户有 42.5% 为初始队列优先级“最高”档,而整体负荷水平低的 C_3 类用户有 45.8% 为“低”档。由图 4 可见,修正队列中各档用户大比例来源为初始队列同档,同时,引入历史响应效果项后,队列分布产生了明显的变化,初始队列中各档用户均有向其他档转化。

图 5 为对于优先级队列采取不同邀约比例条件下的用户响应负荷潜力曲线,并在每次响应结束优先级队列更新后形成新的曲线。

优先级队列使 DR 潜力大的居民用户排序更靠前,在发送邀约指令时优先参与,从而在相同目标下,优先级队列中所需的邀约用户比例相较于不进行优先级排序的随机选择方法明显更低。从图 5 中还可发现,起初的 1~2 次队列修正效果显著,多次修正后队列趋于稳定。

为充分展现策略优化过程中各项成本随激励水平的变化情况,指定负荷削减目标为 600 kW,各项成本变化情况如图 6 所示。在负荷削减目标已限

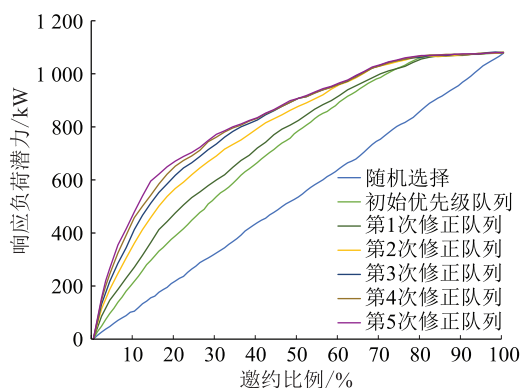


图5 不同邀约比例下用户响应负荷潜力曲线
Fig.5 User response load potential curves under different invitation ratios

定的场景下,激励补贴与激励水平呈线性关系;电量损失与激励水平无关,可认为保持常数;DR 总成本的变化主要体现在由邀约比例引起的调度成本上。随激励水平上升,完成给定目标所需邀约的用户数量下降。未采用优先级队列时,激励水平为 2.0 元/(kW·h)时的总成本最小;采用队列修正后,调度成本曲线显著降低,激励水平为 1.4 元/(kW·h)时的总成本最小。通过响应优先级队列的修正,可在激励水平更低的同时显著节约调度成本,降低 DR 实施总成本 37.3%。

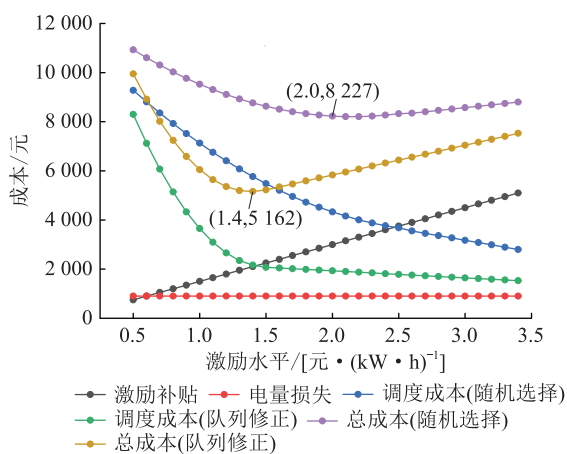


图6 600 kW 负荷削减目标下的各项成本变化
Fig.6 Changes in various costs under the 600 kW load reduction target

在基于响应效果的优先级队列进行激励水平优化时,分别选定负荷削减目标为 600 kW 和 400 kW 2 个场景进行策略优化,并在每次 DR 事件结束后更新队列,从而验证优先级队列对于 DR 策略自趋优的效果。在 2 个场景连续多次的 DR 事件中优化所得的最佳激励水平如图 7 所示。

由图 7 可知,初始状态下负荷削减目标较高时,所需的激励水平也相对较高,同时 DR 潜力值中历

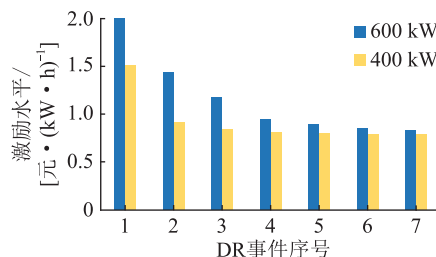


图7 不同场景下 DR 事件最佳激励水平
Fig.7 The best incentive level of DR events in different scenarios

史效果项为 0,队列所起到的作用有限,因此激励水平初始值为多次 DR 事件中的最大值。经过一次 DR 事件后,优先级队列计及初次结果进行更新后,第二次所得激励水平大幅下降,后续多次 DR 事件伴随着队列的进一步更新,所需最优激励水平仍然逐渐下降,并在修正 2~3 次后基本趋于稳定。以上结果验证了所提出的基于历史响应效果的优先级队列在策略自趋优过程中的有效性,尤其是起初 2~3 次队列更新,对降低 DR 实施成本、提高 DR 实施效率的作用显著。

4 结语

文中基于居民用户实际 DR 数据集,建立考虑用户历史响应效果的优先级队列,通过最小化 DR 成本,在多次 DR 事件中实现策略自趋优。DR 算例结果显示,在负荷削减目标低于用户群体最大调节潜力场景下,引入基于历史响应效果的优先级队列可降低所需的最佳激励水平,同时降低 DR 实施总成本,且最初进行的 2~3 次队列更新效果尤为显著,验证了所提方法具有实现居民 DR 策略自趋优的效果。

参考文献:

- [1] 康重庆. 能源互联网促进实现“双碳”目标[J]. 全球能源互联网,2021,4(3):205-206.
KANG Chongqing. Energy Internet promotes the achievement of carbon peak and neutrality targets[J]. Journal of Global Energy Interconnection,2021,4(3):205-206.
- [2] 林启开,王珂,余昆,等. 峰谷电价下居民用电聚合响应特性分析[J]. 电力工程技术,2017,36(3):88-93.
LIN Qikai,WANG Ke,YU Kun,et al. Analysis on the polymeric response characteristics of residents under the peak and valley electricity price[J]. Electric Power Engineering Technology,2017,36(3):88-93.
- [3] PIJNENBURG P,SALEH S A. Testing the performance of bus-split aggregation method for residential loads[J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2018,54(1):39-49.
- [4] 河南省发展和改革委员会. 关于 2018 年开展电力需求响应试点工作的通知[EB/OL]. [2022-02-13]. https://fgw.

- henan.gov.cn/2018/06-25/711465.html.
- Henan Provincial Development and Reform Commission. Notice on launching the pilot work of power demand response in 2018 [EB/OL]. [2022-02-13]. <https://fgw.henan.gov.cn/2018/06-25/711465.html>.
- [5] 王宝,叶斌,朱刘柱,等. 市场环境下我国电力需求响应实践与探索[J]. 电力需求侧管理,2021,23(5):91-95.
- WANG Bao, YE Bin, ZHU Liuzhu, et al. Practice and exploration of China's power demand response in electricity market[J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(5): 91-95.
- [6] 阳小丹,李扬. 家庭用电响应模式研究[J]. 电力系统保护与控制,2014,42(12):51-56.
- YANG Xiaodan, LI Yang. Research on household electricity response mode[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(12): 51-56.
- [7] ZHENG S L, SUN Y, LI B, et al. Stochastic programming model for incentive-based demand response considering complex uncertainties of consumers[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(20): 4488-4500.
- [8] 曾博,胡强,刘裕,等. 考虑需求响应复杂不确定性的电气互联系统动态概率能流计算[J]. 中国电机工程学报,2020,40(4):1161-1171,1408.
- ZENG Bo, HU Qiang, LIU Yu, et al. Dynamic probabilistic energy flow calculation for interconnected electricity-gas system considering complex uncertainties of demand response[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(4): 1161-1171, 1408.
- [9] 仇知,王蓓蓓,贲树俊,等. 计及不确定性的区域综合能源系统双层优化配置规划模型[J]. 电力自动化设备,2019,39(8):176-185.
- QIU Zhi, WANG Beibei, BEN Shujun, et al. Bi-level optimal configuration planning model of regional integrated energy system considering uncertainties[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(8): 176-185.
- [10] 王蓓蓓,孙宇军,李扬. 不确定性需求响应建模在电力积分激励决策中的应用[J]. 电力系统自动化,2015,39(10):93-99,150.
- WANG Beibei, SUN Yujun, LI Yang. Application of uncertain demand response modeling in power-score incentive decision[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(10): 93-99, 150.
- [11] RAN X H, LIU K P. Robust scatter index method for the appliances scheduling of home energy local network with user behavior uncertainty[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(7): 4129-4139.
- [12] 严强,李扬,樊友杰,等. 基于加权表决集成聚类的居民用电行为回归分析[J]. 电网技术,2021,45(11):4435-4446.
- YAN Qiang, LI Yang, FAN Youjie, et al. Regression analysis of residential electricity consumption behavior based on weighted voting ensemble clustering[J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4435-4446.
- [13] 钱科军,沈杰,刘乙,等. 基于负荷聚类的居民需求响应积分精准激励机制[J]. 智慧电力,2019,47(7):29-35.
- QIAN Kejun, SHEN Jie, LIU Yi, et al. Accurate score incentive mechanism of resident demand response based on load clustering[J]. Smart Power, 2019, 47(7): 29-35.
- [14] 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.
- [15] 张全明,崔晓昱,张笑弟,等. 计及用户不确定性的多时段耦合需求响应激励优化策略[J/OL]. 中国电机工程学报:1-11[2022-03-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20220302.1738.005.html>.
- ZHANG Quanming, CUI Xiaoyu, ZHANG Xiaodi, et al. Incentive optimization strategy of multi period coupling demand response considering user uncertainty[J/OL]. Proceedings of the CSEE; 1-11[2022-03-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20220302.1738.005.html>.
- [16] 孙毅,刘迪,崔晓昱,等. 面向居民用户精细化需求响应的等梯度迭代学习激励策略[J]. 电网技术,2019,43(10):3597-3605.
- SUN Yi, LIU Di, CUI Xiaoyu, et al. Equal gradient iterative learning incentive strategy for accurate demand response of resident users[J]. Power System Technology, 2019, 43(10): 3597-3605.
- [17] 孙毅,刘昌利,刘迪,等. 面向居民用户群的多时间尺度需求响应协同策略[J]. 电网技术,2019,43(11):4170-4177.
- SUN Yi, LIU Changli, LIU Di, et al. A multi-time scale demand response collaborative strategy for residential user groups[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 4170-4177.
- [18] 彭文昊,陆俊,冯勇军,等. 计及用户参与不确定性的需求响应策略优化方法[J]. 电网技术,2018,42(5):1588-1594.
- PENG Wenhao, LU Jun, FENG Yongjun, et al. A demand response strategy optimization considering user participation uncertainty[J]. Power System Technology, 2018, 42(5): 1588-1594.
- [19] 林俐,张玉. 激励型需求响应参与主动配电网优化调度的不确定性分析[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2020,47(5):10-20.
- LIN Li, ZHANG Yu. Uncertainty analysis of incentive demand response participating in optimal scheduling of active distribution network[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2020, 47(5): 10-20.
- [20] 伍惠铖,王淳,尹发根,等. 考虑负荷转移和多重博弈的智能小区需求响应策略[J]. 电网技术,2019,43(12):4550-4557.
- WU Huicheng, WANG Chun, YIN Fagen, et al. Demand response strategy of smart residential grid considering residential users' load shifting and multi-level games[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4550-4557.
- [21] 陆俊,彭文昊,朱炎平,等. 基于粒子校正优化的智能小区需求响应调度策略[J]. 电网技术,2017,41(7):2370-2377.
- LU Jun, PENG Wenhao, ZHU Yanping, et al. A scheduling

- strategy based on particle correction for intelligent power demand response[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2370-2377.
- [22] JINDAL A, SINGH M, KUMAR N. Consumption-aware data analytical demand response scheme for peak load reduction in smart grid[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(11): 8993-9004.
- [23] 孙宇军, 王岩, 王蓓蓓, 等. 考虑需求响应不确定性的多时间尺度源荷互动决策方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(2): 106-113, 159.
SUN Yujun, WANG Yan, WANG Beibei, et al. Multi-time scale decision method for source-load interaction considering demand response uncertainty[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 106-113, 159.
- [24] 牛文娟, 李扬, 王蓓蓓. 考虑不确定性的需求响应虚拟电厂建模[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3630-3637.
NIU Wenjuan, LI Yang, WANG Beibei. Demand response based virtual power plant modeling considering uncertainty[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3630-3637.
- [25] YU M M, HONG S H, DING Y M, et al. An incentive-based demand response (DR) model considering composited DR resources[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(2): 1488-1498.

作者简介:



李扬

李扬(1961),男,博士,教授,研究方向为电力需求侧管理、电力市场等(E-mail:li_yang@seu.edu.cn);

严强(1997),男,硕士,研究方向为电力需求侧管理;

樊友杰(1969),男,硕士,高级工程师,从事电力需求侧管理工作。

Self-optimization method of resident demand response strategy based on priority queue

LI Yang¹, YAN Qiang¹, FAN Youjie², SHI Yunpeng¹

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Power Supply Service Management Center of State Grid Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Nanchang 330001, China)

Abstract: Resident load is one of the important components of seasonal peak load and has huge demand response (DR) potential. But its randomness and decentralization limit the ability to flexibly participate in DR interactions. In view of the characteristics of resident load and the uncertainty of response behavior, the resident load model is established with the characteristics of load curve, historical DR participation and response degree as parameters. And the distribution parameters are identified through actual resident data sets. Furthermore, a method of forming a priority queue based on historical response effects is proposed. On this basis, the resident DR cost model is established, and the optimal resident DR strategy is obtained with the goal of cost minimization, so that the DR cost can be reasonably controlled under the premise of accurately achieving the load reduction target. The priority queue is updated and corrected successively in multiple DR events to realize automatic optimization of response strategies. Finally, the calculation example verifies the effectiveness of the proposed resident load model and the resident DR strategy self-optimization method.

Keywords: self-optimization; demand response (DR); resident load; historical response effects; priority queue; best incentive level

(编辑 陆海霞)