

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200314

提高需求响应可靠性的储能优化配置研究

周欣怡¹, 齐先军¹, 吴红斌¹, 张晶晶¹, 杨世海², 李志新²

(1. 安徽新能源利用与节能省级实验室(合肥工业大学), 安徽 合肥 230009;
2. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024)

摘要: 提出了基于用户需求曲线的需求响应不确定性模型, 通过区间弹性系数反映用户响应行为的不确定性, 并得到不确定需求曲线。为提高需求响应的可靠性, 基于用户响应偏差的区间数构建了负荷聚合商的储能优化配置模型, 利用蒙特卡洛模拟求解该模型得到储能配置方案, 并就储能对需求响应可靠性的改善效果进行评估。PJM历史数据仿真表明, 所提模型和算法能有效改善用户的需求响应偏差, 优化负荷曲线, 提高需求响应的可靠性。

关键词: 需求响应; 负荷聚合商; 区间数; 可靠性; 储能优化配置

Research on optimal allocation of energy storage to improve the reliability of demand response

ZHOU Xinyi¹, QI Xianjun¹, WU Hongbin¹, ZHANG Jingjing¹, YANG Shihai², LI Zhixin²

(1. Anhui Provincial Laboratory of Renewable Energy Utilization and Energy Saving (Hefei University of Technology), Hefei 230009, China; 2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China)

Abstract: A demand response uncertainty model based on the user demand curve is proposed, which reflects the uncertainty of user response behavior by the interval elastic coefficient, and the uncertain demand curve is obtained. In order to improve the reliability of demand response, an optimal allocation model of energy storage of load aggregator is constructed based on the interval number of user response deviation, and a Monte Carlo simulation is used to solve the model to obtain the energy storage configuration plan. An improvement in the energy storage on demand response reliability is evaluated. PJM historical data simulation shows that the proposed model and algorithm can effectively improve the user's demand response deviation, optimize the load curve, and enhance the reliability of demand response.

This work is supported by the National Key Research and Development of China (No. 2016YFB0901100).

Key words: demand response; load aggregator; interval number; reliability; optimal allocation of energy storage

0 引言

需求响应(Demand Response, DR)是指电力用户根据电价信号或实时调度指令, 动态改变用电行为, 以减少临界峰值需求, 在不同时段间转移用电量的机制^[1]。随着智能电网技术的推进, 双向通信技术得到了相应的发展和普及, 为整合中小型用户负荷资源提供了可能性, 使得用户侧用电弹性得以发挥其参与市场调节的作用^[2-3]。负荷聚合商(Load Aggregator, LA)作为一类新兴的售电主体, 聚合用户可调节的柔性负荷资源, 根据用户用电意愿和用电量的预测, 结合市场价格信息, 参与市场投标竞争^[4]。用户的响应能力和响应意愿不仅与DR项目

的激励水平有关, 还会受到外界环境变化或者用户偏好的影响^[5]。因此, 采用确定的模型来描述用户的DR效果已经不能满足智能用电协调运行的需要。文献[6]利用需求弹性曲线上某点的随机误差来表示用户响应行为的不确定性, 但并未对误差波动的规律和范围做进一步的解释; 文献[7]采用正态分布近似描述用户负荷响应量的不确定性, 通过价格弹性系数分析价格型负荷响应的不确定性及响应范围, 但概率模型的建立依赖于充足的信息; 文献[8]利用随机模糊变量来表示DR价格弹性系数的不确定性, 但模糊数依靠专家系统评估, 主观性较强。相对而言, 区间数理论可以在信息不完全充分的情况下, 利用现有数据确定区间范围, 采用区间内的随机数描述不确定性, 不仅避免了主观误差和客观误差, 且具有一定的适用性^[9-10]。

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2016YFB0901100)

DR 的可靠性与用户的响应情况有关, 目前针对提高 DR 可靠性的相关研究多从市场机制的角度出发。文献[11]采用电力积分激励的方式应对电力缺额情况, 在充分考虑用户响应不确定性的同时, 确定合适的积分激励水平, 提高 DR 的实施效果; 文献[12]提出一种计及用户参与不确定性的 DR 调度策略优化方法, 确定用户最佳参与率及电网侧对应存在的最优激励政策, 更好地实现削峰填谷的目的。但在实际情况中, 市场机制的调节手段仍会受到用户主观或客观原因的影响而存在不确定性。储能技术作为智能电网发展中的重要一环, 具有提高系统运行稳定性和经济性^[13-14]、调整频率^[15-16]、平抑风电功率波动^[17-18]等作用。同时, 储能作为一种有效手段还可参与到需求侧管理中。文献[19]利用条件风险价值与风险偏好系数量化系统不确定性带来的风险, 提出一种计及需求响应的电动汽车充电站多时间尺度随机优化调度模型, 减小源-荷随机性对系统调度测量的影响; 文献[20]以最大化储能带来的经济效益为决策目标建立基于市场等级化补偿规则的储能优化配置模型, 有效规避用户违约情况。随着储能技术的广泛应用, 利用储能灵活的充放电能力改善由不确定性造成的负荷波动, 为提高 DR 可靠性提供了一种新的思路。

本文考虑不确定性因素对用户需求曲线的影响, 利用区间数描述用户的需求价格弹性系数, 建立了 DR 不确定性模型。基于用户响应偏差的区间数, 以 LA 利益最大化为目标函数构建储能优化配置模型, 利用蒙特卡洛模拟将模型转化为混合整数规划问题求解储能配置方案, 并对储能配置后 DR 可靠性进行评估。最后, 通过算例来验证所提储能配置模型和算法在优化负荷曲线和提高需求响应可靠性等方面的作用。

1 需求响应的不确定性建模

传统的价格弹性需求曲线大都将电价和用电需求量的关系当作确定关系来处理^[21-22]。实际情况中, 由于经济激励程度的大小、外界环境的变化或者用户对自身舒适度预期和偏好不同等原因, DR 的实施效果存在不确定性^[23], 进而影响用户的价格弹性需求曲线。

经济学中需求量的变动是指在其他条件不变时, 由商品价格变动所引起的商品需求数量的变动, 在几何图形中表现为需求曲线上点的移动。而需求的变动是指在某商品价格不变的条件下, 由于其他因素变动引起的该商品需求数量的变动, 在几何图形中表现为整个需求曲线的平移^[24]。因此考虑不确

定性因素的影响后, 用户的价格弹性需求曲线不再是一条确定的曲线, 而是在一定的范围内发生变化, 如图 1 所示。

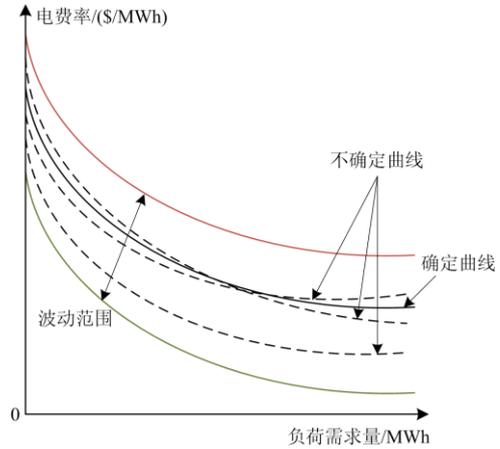


图 1 不确定性需求曲线

Fig. 1 Uncertainty demand curve

基于用户需求曲线的 DR 模型^[22]将一天分为 24 个时段 ($i=1, 2, \dots, 24$), 通过建立基于用户利益最大化模型, 预测用户在 i 时段的负荷需求量为

$$d_i = d_{0i} \prod_{j=1}^{24} \left(\frac{(p_j + inc_j + pen_j)^3}{(p_{0j} + inc_j + pen_j) \cdot (p_j + pen_j) \cdot (p_j + inc_j)} \right)^{E_{ij}} \quad (1)$$

式中: d_{0i} 、 d_i ($i=1, 2, \dots, 24$) 为 DR 前后用户 i 时段的用电负荷; p_{0j} 、 p_j 为 DR 前后 j 时段的电价, $\$/MWh$; inc_j 为 j 时段用户受到的激励费率, $\$/MWh$; pen_j 为 j 时段用户违约受到的惩罚费率, $\$/MWh$; E_{ij} 为用户的需求价格弹性系数。

此时, 用户的需求响应量 Δd_i 为

$$\Delta d_i = d_{0i} - d_i \quad (2)$$

考虑不确定因素对 DR 的影响后, 需求侧电量电费率弹性矩阵中的弹性系数不再是一个固定值, 而是一个不确定的数。本文采用区间数来表示用户的需求弹性系数, 通过区间数对实际响应情况进行模拟。

$$\begin{aligned} \tilde{E}_{ij} &= [E_{ij}^-, E_{ij}^+] \\ \begin{cases} E_{ij}^+ = E_{ij} + k_{1,ij} \\ E_{ij}^- = E_{ij} - k_{2,ij} \end{cases} & (k_{1,ij}, k_{2,ij} \geq 0) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: E_{ij}^+ 、 E_{ij}^- 为弹性系数区间数 \tilde{E}_{ij} 的上下边界; $k_{1,ij}$ 、 $k_{2,ij}$ 分别为弹性系数的正向和反向波动幅度, 其值与实际响应中各种不确定性因素的影响有关,

通过对用户负荷曲线的统计调查得到。

因此, 实施 DR 后, 用户在 i 时段的负荷需求量区间数为 \tilde{d}_i , 如式(4)所示, 用户的负荷需求量是分布在一个区间内的随机值。

$$\tilde{d}_i = d_{0i} \prod_{j=1}^{24} \left(\frac{(p_j + inc_j + pen_j)^3}{(p_{0j} + inc_j + pen_j) \cdot (p_j + pen_j) \cdot (p_j + inc_j)} \right)^{[E_{ij}^- \cdot E_{ij}^+]} \quad (4)$$

用户在 i 时段的需求响应量区间数 $\Delta\tilde{d}_i$ 为

$$\Delta\tilde{d}_i = d_{0i} - \tilde{d}_i \quad (5)$$

因此, LA 所聚合的用户在 i 时段的响应偏差分布在区间数中, 记 $\Delta\tilde{d}_{un,i}$ 为

$$\Delta\tilde{d}_{un,i} = \Delta\tilde{d}_i - \Delta d_i = d_i - \tilde{d}_i \quad (6)$$

2 负荷聚合商的储能优化配置模型

LA 根据市场价格信息, 结合用户用电意愿和对用户用电量的预测, 决策最优投标计划, 参与市场投标竞争^[4]。为提高聚合资源的平稳性和可控性, LA 可以通过配置储能资源来应对 DR 不确定性造成的违约情况^[20]。LA 配置储能资源参与市场的运行模式如图 2 所示。

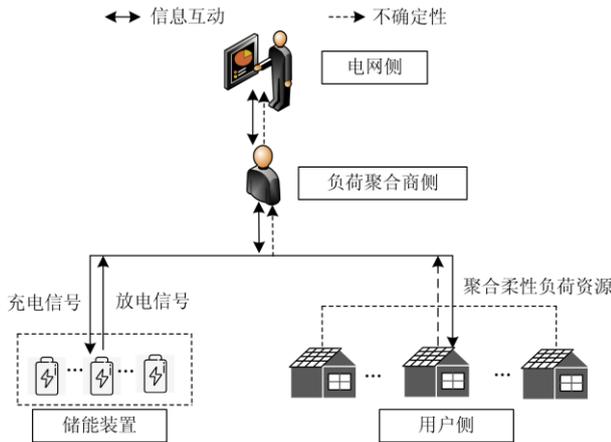


图 2 负荷聚合商储能配置运营模式图

Fig. 2 Operational model diagram of energy storage configuration for LA

由于实施 DR 后用户的响应情况是不确定的, 可能会出现过响应和欠响应两种状态。当用户响应量不足时, 用户处于欠响应状态, LA 通过调用储能装置向电网放电, 缓解因用户响应不确定性引起的自身违约情况, 规避市场惩罚。当用户的响应量过剩时, 用户处于过响应状态, 过剩的响应量资源充入储能装置中, 减少储能充电的部分购电成本, 避免有功功率过剩影响电网的安全稳定运行。

2.1 目标函数

本文建立的储能优化配置模型以一年为考虑周期, 将全年的日负荷曲线按季节分为夏、冬、春秋三类, 每类典型日持续天数为 m_α ($\alpha=1,2,3$)。目标函数应综合考虑装设储能系统后规避的违约惩罚、储能的售电收益、储能的充电成本以及年安装运行成本等因素, 在满足系统各项约束条件下获得 LA 的最大收益。

$$\max f = P_{\text{before}} - P_{\text{after}} + B_E - C_{\text{in}} - C_{\text{BESS}} \quad (7)$$

式中: f 为一年内 LA 通过装设储能获得的经济效益; P_{before} 为装设储能前 LA 的违约惩罚成本; P_{after} 为装设储能后 LA 的违约惩罚成本; B_E 为装设储能后 LA 所避免的售电损失; C_{in} 为储能的购电成本; C_{BESS} 为折算至一年内储能的安装运行维护成本。

1) 装设储能前后 LA 的违约惩罚成本

$$P_{\text{before}} = \sum_{\alpha=1}^3 m_\alpha \sum_{i=1}^{24} p_{ci}^\alpha \cdot x_i^\alpha \cdot |\Delta\tilde{d}_{un,i}^\alpha| \quad (8)$$

$$P_{\text{after}} = \sum_{\alpha=1}^3 m_\alpha \sum_{i=1}^{24} p_{ci}^\alpha \cdot (x_i^\alpha |\Delta\tilde{d}_{un,i}^\alpha| - D_i^\alpha + C_i^\alpha) \quad (9)$$

$$\begin{cases} x_i^\alpha = 1, & \Delta\tilde{d}_{un,i}^\alpha < 0 \\ x_i^\alpha = 0, & \Delta\tilde{d}_{un,i}^\alpha \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中: p_{ci}^α 为第 α 类典型日 i 时段 LA 受到的单位违约惩罚; x_i^α 为第 α 类典型日 i 时段用户响应状态量, 为 1 表示该时段用户欠响应, 为 0 表示该时段用户过响应; $\Delta\tilde{d}_{un,i}^\alpha$ 为第 α 类典型日 i 时段用户的需求响应偏差; D_i^α 为第 α 类典型日 i 时段储能的放电功率; C_i^α 为第 α 类典型日 i 时段储能的充电功率。

2) 装设储能后 LA 所避免的售电损失

$$B_E = \sum_{\alpha=1}^3 m_\alpha \sum_{i=1}^{24} p_{si}^\alpha \cdot D_i^\alpha \quad (11)$$

式中, p_{si}^α 为第 α 类典型日 i 时段 LA 参与市场获得的单位售电补偿。

3) 储能的购电成本

用户过响应电量充入储能装置减少了部分购电成本, 从而减少了储能装置的实际购电成本。

$$C_{\text{in}} = \sum_{\alpha=1}^3 m_\alpha \sum_{i=1}^{24} p_i^\alpha \cdot [C_i^\alpha - (1 - x_i^\alpha) \cdot |\Delta\tilde{d}_{un,i}^\alpha|] \quad (12)$$

式中, p_i^α 为第 α 类典型日 i 时段的单位电价。

4) 折算至一年内储能的安装运维成本

储能成本包括储能设备的投资成本和每年的运维成本^[24], 储能的成本折算如式(13)所示。

$$C_{\text{BESS}} = (E_{\text{SN}} \cdot c_E + P_{\text{SN}} \cdot c_P) \cdot \frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1} + w_E \cdot E_{\text{SN}} \quad (13)$$

式中： E_{SN} 为储能设备的额定容量； P_{SN} 为储能设备的额定功率； c_E 为储能设备的单位容量成本； c_P 为储能设备的单位功率成本； r 为折现率； n 为储能设备的最大寿命； w_E 为储能设备的单位容量运行维护成本。

2.2 约束条件

本文所配置的储能资源主要用于应对不确定性因素造成的用户响应偏差，提高 DR 的可靠性。考虑到 LA 投资成本的问题，在选择储能设备时应选择成本较低、能量密度适中、技术成熟且具备一定响应速度的储能设备。液流电池作为新兴的储能体具有规模灵活、响应迅速、循环寿命长、环境友好等优点，是适合商业化规模的储能^[25]。

本文选择液流电池作为负荷聚合商侧的储能设备，液流电池在 i 时段的电量与 $i-1$ 时段的电量有关^[26]。

$$E_i^\alpha = E_{i-1}^\alpha + \eta_c C_i^\alpha - D_i^\alpha / \eta_d \quad (14)$$

式中： E_i^α 、 E_{i-1}^α 分别为液流电池在第 α 类典型日 i 时段和 $i-1$ 时段的剩余电量； η_c 、 η_d 分别为液流电池的充电和放电效率。

1) 荷电状态约束

$$SOC_{\min} \leq E_i^\alpha / E_{SN} \leq SOC_{\max} \quad (15)$$

式中， SOC_{\min} 、 SOC_{\max} 分别为液流电池荷电状态的最小和最大允许值。由于液流电池允许深度的充放电，因此考虑较理想情况下荷电状态的最小和最大约束值分别取 0.05 和 0.95。

液流电池的初始电量为

$$E_0^\alpha = E_{SN} \cdot SOC_{\min} \quad (16)$$

2) 充放电功率限值约束

$$0 \leq C_i^\alpha \leq u_{ch,i}^\alpha C_{\max} \quad (17)$$

$$0 \leq D_i^\alpha \leq u_{dis,i}^\alpha D_{\max} \quad (18)$$

式中： C_{\max} 、 D_{\max} 分别为液流电池的最大充电和放电功率； $u_{ch,i}^\alpha$ 、 $u_{dis,i}^\alpha$ 分别为液流电池在第 α 类典型日 i 时段的充电和放电 0-1 状态变量，当电池处于充电状态时 $u_{ch,i}^\alpha = 1, u_{dis,i}^\alpha = 0$ ；反之， $u_{ch,i}^\alpha = 0, u_{dis,i}^\alpha = 1$ 。

3) 充放电状态约束

$$u_{ch,i}^\alpha + u_{dis,i}^\alpha \leq 1 \quad (19)$$

储能设备不能同时处于充电和放电状态。

4) 充放电电量约束

储能设备各时段的放电量不超过相应时段的欠响应违约电量，以免造成 LA 过响应，进一步影响 DR 的可靠性。

$$D_i^\alpha \leq x_i^\alpha \left| \Delta \tilde{d}_{un,i}^\alpha \right| \quad (20)$$

同理，储能设备各时段的充电量不少于相应时段的过响应违约电量，从而达到消纳过响应电量的目的。

$$C_i^\alpha \geq (1 - x_i^\alpha) \left| \Delta \tilde{d}_{un,i}^\alpha \right| \quad (21)$$

2.3 模型求解

在所搭建的基于用户响应偏差区间数的储能优化配置模型中，决策变量包括储能的额定容量、额定功率、储能各时段的充放电功率。模型的求解流程如下。

1) 储能配置方案求解

步骤 1：对全年的日负荷曲线进行统计分析，得到春秋、夏、冬三类典型日负荷曲线和各典型日持续时间。

步骤 2：将需求弹性系数区间数代入需求响应不确定模型中，求得各典型日的响应偏差区间数。

步骤 3：对各典型日响应偏差区间数进行 N 次蒙特卡洛抽样，将储能优化配置模型转化为混合整数规划问题，使用 Matlab 软件编程计算，在 YALMIP 工具箱中调用 CPLEX 求解器对优化模型进行求解，得到 LA 的储能配置方案。

2) 需求响应可靠性评估

各典型日类别下各时段的响应偏差改善程度

$E_{RDID,i}^\alpha$ 为

$$E_{RDID,i}^\alpha = \sum_{l=1}^N \left[1 - \frac{x_{l,i}^\alpha \cdot \left(\left| \Delta d_{un,l,i}^\alpha \right| - D_{l,i}^\alpha \right)}{\left| \Delta d_{un,l,i}^\alpha \right|} \right] / N \quad (22)$$

式中： N 为总的抽样次数； $\Delta d_{un,l,i}^\alpha$ 为第 l 次抽样时用户的需求响应偏差； $x_{l,i}^\alpha$ 为第 l 次抽样时用户的响应状态判断量； $D_{l,i}^\alpha$ 为第 l 次抽样时所求的该时段储能放电量。

各典型日类别下响应偏差的日平均改善程度

E_{RDID}^α 为

$$E_{RDID}^\alpha = \left[\sum_{i=1}^{24} E_{RDID,i}^\alpha \right] / 24 \quad (23)$$

本文利用响应偏差改善程度来反映储能资源的配置对 DR 可靠性的影响， $E_{RDID,i}^\alpha$ 和 E_{RDID}^α 取值为 (0,1)，可用来评估储能配置后 DR 可靠性的改善情况，其值越大，响应偏差改善程度越高。

3 算例分析

3.1 算例数据

本文选取 PJM 的 RECO 地区 2016 年的负荷数据和电价数据进行统计分析。夏季、冬季和春秋季节的典型日持续时间分别为 92、91、183 天。一天内的

峰平谷时段划分: 01:00—07:00 为谷时段, 08:00—14:00 和 22:00—24:00 为平时段, 15:00—21:00 为峰时段。在峰时段, LA 给予用户的单位激励费率和单位惩罚费率分别为 20%当前电价和 10%当前电价。用户的需求弹性系数如表 1 所示^[22]。

表 1 需求弹性系数

Table 1 Elasticity coefficients of demand

时段	谷时段	平时段	峰时段
谷时段	-0.100	0.014	0.016
平时段	0.014	-0.100	0.012
峰时段	0.016	0.012	-0.100

LA 聚合的资源主要来自于居民和商业性质的中小用户, 资源不受控性相对较大。需求弹性系数的波动大小与不确定性因素对用户响应行为的影响有关, 设置用户响应不确定性较小场景 A 和较大场景 B, 弹性系数的取值如表 2 所示。

表 2 场景 A 和 B 下的需求弹性系数

Table 2 Elasticity coefficients of demand in scenario A and B

场景	时段	谷	平	峰
场景 A	谷	[-0.104 0, -0.098 0]	[0.012 0, 0.016 0]	[0.014 0, 0.018 0]
	平	[0.012 0, 0.016 0]	[-0.104 0, -0.096 0]	[0.011 0, 0.014 0]
	峰	[0.014 0, 0.018 0]	[0.011 0, 0.014 0]	[-0.105 0, -0.085 0]
场景 B	谷	[-0.120 0, -0.090 0]	[0.010 0, 0.018 0]	[0.012 0, 0.020 0]
	平	[0.010 0, 0.018 0]	[-0.120 0, -0.080 0]	[0.010 0, 0.015 0]
	峰	[0.012 0, 0.020 0]	[0.010 0, 0.015 0]	[-0.125 0, -0.050 0]

液流电池的相关参数如表 3 所示^[25]。

表 3 液流电池参数

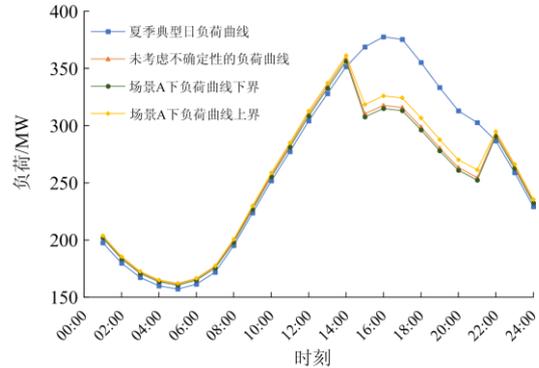
Table 3 Parameters of fluid-flow battery

参数	数值
单位容量成本/(\$/kWh)	150
单位功率成本/(\$/kW)	426
储能单位容量运维成本/(\$/kWh)	1.45
充放电效率/%	88
寿命/年	30
折现率/%	5

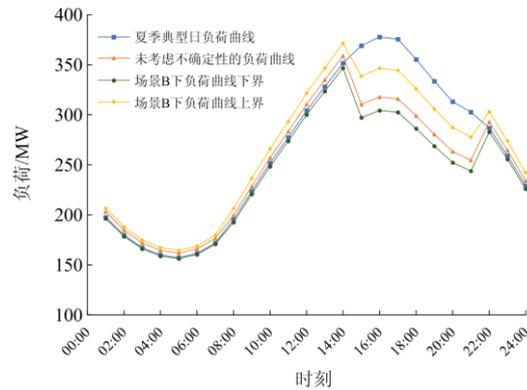
结合 PJM 市场规则^[27], 市场的惩罚规则与违约造成的缺电损失有关, 市场的补偿规则与现货市场的价格有关。因此, 本文根据各时段电价水平, 设定 LA 受到的单位违约惩罚为当前时段电价的 4 倍, LA 参与市场的单位售电补偿为当前时段的电价。

3.2 用户响应不确定性对负荷曲线的影响分析

由于夏季负荷曲线波动较为明显, 以夏季典型日为例分析用户响应不确定性对负荷曲线的影响, 由式(1)和式(4)分别计算考虑 DR 不确定性前后用户的负荷曲线, 如图 3 所示。



(a) 场景A



(b) 场景B

图 3 场景 A 和 B 需求响应前后用户的负荷曲线

Fig. 3 Load curves of users before and after demand response under scenario A and B

根据图 3 可知, 在夏季典型日, DR 的实施削减了用户的高峰负荷, 优化了用户的负荷曲线。由于各种不确定性因素对用户响应行为的影响, 实施 DR 后用户的负荷曲线不再是一条确定的曲线, 而是介于负荷曲线上下界之间的一个区间带中。在 15:00—21:00 时段区间带的宽度较大, 这是由于在用电高峰时段, 用户响应行为受不确定性因素的影响比其他时段大, 需求弹性系数的波动范围较大。对比场景 A 和场景 B 下的负荷曲线上下界可以看出, 负荷曲线波动区间带的宽度与用户响应不确定性程度的大小有关。

3.3 不同场景下响应偏差量变化分析

实施 DR 后, 用户响应行为的不确定性导致用户实际响应量与 LA 的预测量之间产生偏差, 影响 LA 参与市场的可靠性。以夏季典型日为例, 由式(6)

计算用户的需求响应偏差, 具体情况如图 4 所示。

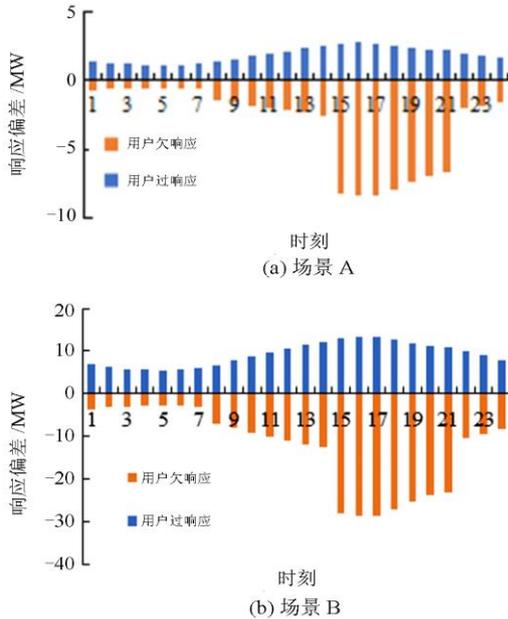


图 4 场景 A 和 B 的需求响应偏差情况
Fig. 4 DR deviations under scenario A and B

由图 4 可知, 实际情况下用户响应偏差存在于一个区间数内。当响应偏差小于 0 时, 用户处于欠响应状态; 反之, 用户处于过响应状态。在峰时段 15:00—21:00 时段, 由于用户用电负荷量大、用户对用电舒适度要求较高, $k_{1,ij}$ 、 $k_{2,ij}$ 此时受不确定性因素的影响会更大, 导致欠响应和过响应的响应偏差量较大。同时, 对比场景 A 和场景 B 可以看出, 用户响应不确定性程度较大的场景下, 用户 DR 的正向偏差和反向偏差也会增加。

3.4 储能配置对需求响应可靠性的影响分析

储能优化配置模型所求得的 LA 储能配置方案及年收益对比如表 4 所示。对比场景 A 和场景 B 下的计算结果可以看出, 用户响应不确定性程度较大场景下, LA 所配置的储能规模变大, 收益变高。

表 4 负荷聚合商的储能配置方案及年收益对比

Table 4 Energy storage configuration scheme for LA and annual revenue comparison

场景	额定容量/MWh	额定功率/MW	年收益/\$
场景 A	5.18	1.92	986 150
场景 B	25.74	9.67	2 034 800

由式(22)和式(23)计算配置储能资源后, 场景 A 和场景 B 下各类典型日响应偏差的日平均改善程度, 如表 5 所示。

结合表 4 和表 5, LA 通过配置储能不仅能提高 DR 可靠性, 还能够获得一定收益, 提高市场竞争

表 5 配置储能资源后响应偏差改善程度

Table 5 Improvement of response deviation after allocation of energy storage resources

场景	夏季	冬季	春秋季
场景 A	0.68	0.73	0.76
场景 B	0.73	0.78	0.81

力; 且在用户响应不确定性较大场景下, 储能改善 DR 可靠性的效果更显著。用户响应偏差改善程度与典型日的类别有关, 场景 A 和场景 B 中夏季响应偏差的改善程度明显小于冬季和春秋季, 这是由于储能成本较高, LA 为保证利益最大化, 配置的储能并不能完全弥补用户在所有季节的响应偏差, 而夏季典型日负荷量较大, 响应偏差量大, 受储能装置最大充放电功率的约束, 夏季的响应偏差改善效果相对较差。

以夏季典型日为例绘制不同场景下配置储能前后负荷曲线的变化, 如图 5 所示。

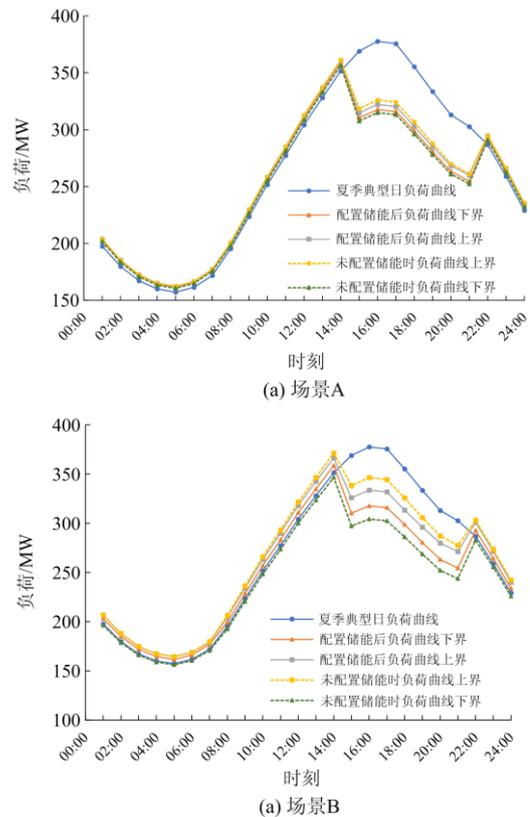


图 5 场景 A 和 B 配置储能前后用户的负荷曲线

Fig. 5 Load curves of users before and after allocation of energy storage under scenario A and B

对比图 5 中场景 A 和场景 B 下的负荷曲线可知, 不论 DR 不确定性程度的大小如何, 储能资源的配置均缩小了负荷曲线波动区间的带宽, 一定程

度上减少了用户的响应偏差, 从而提高 DR 的可靠性, 有助于 DR 项目更为准确地达到系统预期的负荷曲线调节效果, 进一步提升 LA 参与 DR 市场的竞争力。

4 结论

本文针对用户 DR 的不确定性, 提出了基于区间数的 LA 储能优化配置模型, 利用蒙特卡洛模拟对配置储能后 DR 可靠性改善效果进行评估, 通过算例仿真分析, 得到如下结论。

1) 本文考虑了用户需求曲线的不确定性, 利用区间数表示需求弹性系数, 得到在一定范围内波动的电量电费率弹性需求曲线, 从而获得用户各时段需求响应量的区间数。相较于确定的电量电费率弹性需求曲线, 能反映出用户的响应不确定性情况。

2) 储能资源配置的规模与用户响应的不确定性程度有关, 利用本文所提模型和算法 LA 能够针对不同的需求响应不确定性场景确定合理的储能配置方案。

3) 响应偏差改善程度指标可以量化 LA 利用储能提高 DR 可靠性的能力, 对智能电网环境下 LA 参与电力市场有着参考意义。

本文仅考虑了利用固定储能装置(液流电池)作为提高需求响应可靠性的措施, 然而随着储能形式的多元化和需求响应机制的成熟化, 利用电动汽车、云储能等新型储能手段或通过加强市场机制设计均能进一步提高需求响应可靠性, 值得深入研究。

参考文献

- [1] HUANG W, ZHANG N, KANG C, et al. From demand response to integrated demand response: review and prospect of research and application[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(2): 1-13. DOI: 10.1186/s41601-019-0126-4.
- [2] 王蓓蓓, 李扬, 高赐威. 智能电网框架下的需求侧管理展望与思考[J]. *电力系统自动化*, 2009, 33(20): 17-22. WANG Beibei, LI Yang, GAO Ciwei. Demand side management outlook under smart grid infrastructure[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2009, 33(20): 17-22.
- [3] 史常凯, 张波, 盛万兴, 等. 灵活互动智能用电的技术架构探讨[J]. *电网技术*, 2013, 37(10): 2868-2874. SHI Changkai, ZHANG Bo, SHENG Wanxing, et al. A discussion on technical architecture for flexible intelligent interactive power utilization[J]. *Power System Technology*, 2013, 37(10): 2868-2874.
- [4] 张开宇. 智能电网环境下负荷聚合商的市场化交易策略研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2015. ZHANG Kaiyu. Research on market based on decision-making for load aggregators under smart grid environment[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2015.
- [5] 王蓓蓓, 李扬. 面向智能电网的电力需求侧管理规划及实施机制[J]. *电力自动化设备*, 2010, 30(12): 19-24. WANG Beibei, LI Yang. Demand side management planning and implementation mechanism for smart grid[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2010, 30(12): 19-24.
- [6] WATSON J P, ZHAO C, WANG J, et al. Multi-stage robust unit commitment considering wind and demand response uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2012, 28(3): 2708-2717.
- [7] 曾丹, 姚建国, 杨胜春, 等. 计及价格型负荷响应不确定性的概率潮流计算[J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(20): 66-71. ZENG Dan, YAO Jianguo, YANG Shengchun, et al. Probabilistic load flow calculation considering price-elasticity load uncertainties[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(20): 66-71.
- [8] WU Huayi, DONG Ping, LIU Mingbo. Optimization of network-load interaction with multi-time period flexible random fuzzy uncertain demand response[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 161630-161640.
- [9] HOSSNY A H, CREIGHTON D, NAHAVANDI S. Reducing the impact of bounded parametric uncertainty on Hodgson's scheduling algorithm using interval programming[J]. *IEEE Systems Journal*, 2017, 11(4): 1983-1993.
- [10] 李小燕, 丁明, 齐先军. 考虑天气因素的输电网可靠性区间评估及其仿射算法[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(16): 8-13. LI Xiaoyan, DING Ming, QI Xianjun. Interval reliability evaluation and affine arithmetic of transmission network considering weather factors[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(16): 8-13.
- [11] 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. 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.
- [12] 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.
- [13] 王承民, 孙伟卿, 衣涛, 等. 智能电网中储能技术应用规划及其效益评估方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(7): 33-41.
- WANG Chengmin, SUN Weiqing, YI Tao, et al. Review on energy storage application planning and benefit evaluation methods in smart grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(7): 33-41.
- [14] 南雄, 张国强, 刘文毅. 多视角下典型蓄电系统参与调峰对电力市场的经济性影响分析[J]. 热力发电, 2019, 48(11): 13-21.
- NAN Xiong, ZHANG Guoqiang, LIU Wenyi. Effects of typical energy storage systems participating in power grid peak-shaving on economy of power market: from multiple perspectives[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(11): 13-21.
- [15] MURTY V V S N, KUMAR A. Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2020, 5(2): 1-20. DOI: 10.1186/s41601-019-0147-z.
- [16] 谢志佳, 李德鑫, 王佳蕊, 等. 储能系统参与电力系统调频应用场景及控制方法研究[J]. 热力发电, 2020, 49(8): 117-125.
- XIE Zhijia, LI Deixin, WANG Jiarui, et al. Application scenarios and control method research of energy storage system participating in power system frequency modulation[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(8): 117-125.
- [17] LI Xiangjun, HUI Dong, LAI Xiaokang. Battery energy storage station (BESS)-based smoothing control of photovoltaic (PV) and wind power generation fluctuations[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(2): 464-473.
- [18] 李亚楠, 王倩, 宋文峰, 等. 混合储能系统平滑风电出力的变分模态分解-模糊控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 58-65.
- LI Yanan, WANG Qian, SONG Wenfeng, et al. Variational mode decomposition and fuzzy control strategy of hybrid energy storage for smoothing wind power outputs[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 58-65.
- [19] 阎怀东, 马汝祥, 柳志航, 等. 计及需求响应的电动汽车充电站多时间尺度随机优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(10): 71-80.
- YAN Huaidong, MA Ruxiang, LIU Zhihang, et al. Multi-time scale stochastic optimal dispatch of electric vehicle charging station considering demand response[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(10): 71-80.
- [20] 张开宇, 宋依群, 严正. 考虑用户违约可能的负荷聚合商储能配置策略[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 127-133.
- ZHANG Kaiyu, SONG Yiqun, YAN Zheng. Energy storage capacity optimization for load aggregators considering probability of demand response resources breach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(17): 127-133.
- [21] 黄永皓, 康重庆, 李晖, 等. 用电需求曲线建模及其应用[J]. 电工电能新技术, 2004, 23(1): 29-33.
- HUANG Yonghao, KANG Chongqing, LI Hui, et al. The model of electricity demand curve and its applications[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2004, 23(1): 29-33.
- [22] NIKZAD M, MOZAFARI B. Reliability assessment of incentive-and priced-based demand response programs in restructured power systems[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 56: 83-96.
- [23] 李义荣. 考虑不确定性的需求响应建模及其在电力系统运行中的应用[D]. 南京: 东南大学, 2015.
- LI Yirong. Modeling of demand response considering the uncertainty and its applications in power system operation[D]. Nanjing: Southeast University, 2015.
- [24] 刘天祥. 西方经济学: 微观部分[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2014.
- [25] 文艺. 风力发电系统中储能容量优化配置[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- WEN Yi. Optimal configuration of energy storage capacity in wind power generation system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013.
- [26] 丁明, 林根德, 陈自年, 等. 一种适用于混合储能系统的控制策略[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(7): 1-6.
- DING Ming, LIN Gende, CHEN Zinian, et al. A control strategy for hybrid energy storage systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(7): 1-6.
- [27] 国家电力监管委员会. 美国电力市场[M]. 北京: 中国电力出版社, 2005.

收稿日期: 2020-03-26; 修回日期: 2020-09-16

作者简介:

周欣怡(1995—), 女, 硕士研究生, 研究方向为新能源与分布式发电技术; E-mail: zhouxinyi_95@163.com

齐先军(1977—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统规划与可靠性. E-mail: qxj_216@163.com

(编辑 许威)