

DOI:10.12158/j.2096-3203.2022.01.001

电能量市场下负荷聚合商参与负荷削减投标策略

杨苹, 曾凯林, 余雁琳, 林文智

(华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要:针对负荷聚合商(LA)在电能量市场下参与负荷削减投标(LCB)时面临负荷与价格的不确定性问题,文中提出一种可使LA代理成本最小的LCB参与策略。首先,将LA的购电申报、LCB申报与可调节负荷的控制问题统一描述为混合整数线性规划问题。其次,利用双层规划模型处理负荷功率的不确定性,利用历史场景法结合场景缩减处理市场价格的不确定性。最后,基于宾夕法尼亚州-新泽西州-马里兰州(PJM)电力市场数据,针对所提策略及其在测试场景集中的表现进行分析。测试结果表明,所提策略及场景缩减方法能够降低聚合商4%以上的代理成本与10%以上的风险损失,可提高最多17.8%的履约率,为LA在不确定问题下的投标提供技术支持。

关键词:电能量市场;负荷聚合商(LA);负荷削减投标(LCB);需求响应;场景缩减;神经网络

中图分类号:TM73

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2022)01-0002-09

0 引言

“双碳”战略目标下,构建新能源为主体的新型电力系统成为未来趋势。大规模消纳新能源的需求与传统电厂占比下降的行业前景对电网调控提出了更高的要求。协同电力系统中大量的可调负荷资源主动参与调控是提高电网调节能力、减少弃风弃光的一种有效手段。然而用户侧资源存在单个资源功率较小、难以被直接调控、负荷具有随机性等特点,因此,将大量用户侧资源整合为可调节容量较大、功率较为稳定、控制成本较低的聚合体是实现需求响应的必要技术。负荷聚合商(load aggregator, LA)基于价格信号自主申报参与电能量市场的负荷削减投标(load curtailment bidding, LCB)是一类有效的需求响应^[1]。一方面,LA通过代理电力用户在电力批发市场中统一购电并从中收取服务费进行盈利;另一方面,电力零售市场存在竞争,因此LA常与用户签订中长期负荷响应合同以降低代理成本。

当前已经有许多学者围绕用户侧资源聚合参与需求响应展开研究。文献[2]提出实时价格信号是激励需求响应的有效措施;文献[3]提出将具体的实际负荷按可控特性进行聚合以简化建模;文献[4]提出将电力市场中的需求响应总体分为能量市场需求响应与辅助服务市场需求响应2种;文献[5]对负荷资源聚合的分类、控制方式、建模与应用场景等方面的研究成果进行了综述;文献[6]针对

LA的策略用电行为,电价差与理论负荷转移率如何影响实际负荷转移率的问题进行了研究;文献[7]考虑综合能源系统,将需求响应分为价格型和其他能源替代型。

LA向电网提供调节服务时,通常需要面对市场价格与负荷功率的不确定问题。当前研究者已从不同的角度对这些不确定性进行建模。文献[8—10]基于模糊机会约束规划,用模糊变量描述聚合体响应行为的不确定。文献[11]在考虑了现货市场价格波动风险的情况下对微电网参与日前、实时电能量市场进行了优化调度。文献[12]讨论了光伏发电功率不确定性带来的履约能力不足问题,基于鲁棒优化提出了一种电力市场投标策略。文献[13]则利用了鲁棒优化来处理调节服务价格的不确定性,并结合博弈论获得最优竞价策略。文献[14]考虑了实时现货市场的价格波动性,认为负荷在市场中的利润最大化行为可通过求解马尔科夫决策过程得到。文献[15—19]以随机分布描述电动汽车的充电行为。文献[15]以弹性矩阵来近似可调电力负荷的需求响应行为,文献[19]则结合了基于蒙特卡洛的多场景法与二阶段随机线性规划。

上述研究多仅考虑确定的电能量价格或跟踪调度需求,与成熟电力市场中用户可进行LCB等操作的实际情况有所差异。部分研究虽然涉及申报行为,但只单一地考虑价格或负荷波动^[12—14]。此外,电力用户通常同时拥有可调负荷与不可调负荷且不能够被分别代理,因此有必要针对二者并存的聚合体进行研究。

文中针对LA参与电能量市场LCB时面临双重不确定性的问题,考虑负荷波动带来的不确定性建

收稿日期:2021-08-17;修回日期:2021-10-23

基金项目:广东省自然科学基金资助项目(2019A15150106-89)

立双层规划;提出了基于神经网络的场景缩减方法以处理电力市场价格的不确定性,最终构建了混合整数线性规划模型。通过求解模型,LA 可得出代理成本与风险损失更低的 LCB 申报方案。

1 LA 参与 LCB

1.1 LA 参与 LCB 流程

LA 参与 LCB 流程见图 1。LA 在运行日前一天须根据所签订的响应合同、调节成本与预计收入决定次日的负荷曲线调整方案并通知用户,同时市场上进行投标。当参与日前 LCB 时,LA 在当天的日前市场出清后即获得中标信息。参与实时 LCB 时,LA 在运行日当天对应时段的实时市场出清后才能获得中标信息。市场通常不允许用户同时参与同一时段的前日与实时 LCB。运行日当天,若 LA 的实际负荷削减容量未达到中标容量的一定比例,则不能获得削减收入且需要为差额支付罚金。

1.2 计及 LCB 的代理成本

当不考虑不确定因素时,LA 计及 LCB 的代理成本计算方式如式(1)一式(4)所示。

$$f = \sum_{t \in T} (\gamma_t - \mu_t + \delta_t) \quad (1)$$

$$\gamma_t = (\pi_t^{\text{da}} - \pi_t^{\text{rt}}) P_t^{\text{da}} + \pi_t^{\text{rt}} L_t \quad (2)$$

$$\mu_t = \begin{cases} \pi_t^{\text{da}} \min\{\bar{L}_t - L_t, P_t^{\text{da}, \text{cur}}\} & P_t^{\text{da}, \text{cur}} > 0 \\ \pi_t^{\text{rt}} \min\{\bar{L}_t - L_t, P_t^{\text{rt}, \text{cur}}\} & P_t^{\text{rt}, \text{cur}} > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$\delta_t =$$

$$\begin{cases} \xi_2 \pi_t^{\text{da}} \max\{\xi_1 P_t^{\text{da}, \text{cur}} - (\bar{L}_t - L_t), 0\} & P_t^{\text{da}, \text{cur}} > 0 \\ \xi_2 \pi_t^{\text{rt}} \max\{\xi_1 P_t^{\text{rt}, \text{cur}} - (\bar{L}_t - L_t), 0\} & P_t^{\text{rt}, \text{cur}} > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: f 为代理成本; T 为总时段数; γ_t 为 t 时段的电能量市场支出; μ_t 为 LCB 收入; δ_t 为 t 时段的 LCB 罚金; $\pi_t^{\text{da}}, \pi_t^{\text{rt}}$ 分别为日前市场与实时市场的电能量价格; P_t^{da} 为 t 时段的前日市场申报购电量,出于风险管控需要,市场常对主体的购售电行为进行限制,如果算例中无特别说明则每个时段的申报购电量不超过基线负荷功率的 1.5 倍; L_t 为用户聚合体 t 时段的实际负荷功率曲线; \bar{L}_t 为 t 时段的基线负荷功率曲线,文中以负荷期望值作为基线负荷; $P_t^{\text{da}, \text{cur}}, P_t^{\text{rt}, \text{cur}}$ 分别为 t 时段的前日市场与实时市场中的 LCB 中标容量,且有 $P_t^{\text{da}, \text{cur}} P_t^{\text{rt}, \text{cur}} = 0$; ξ_1, ξ_2 分别为削减考核系数与惩罚价格系数,如果算例中无特别说明则分别取 0.9 与 1。

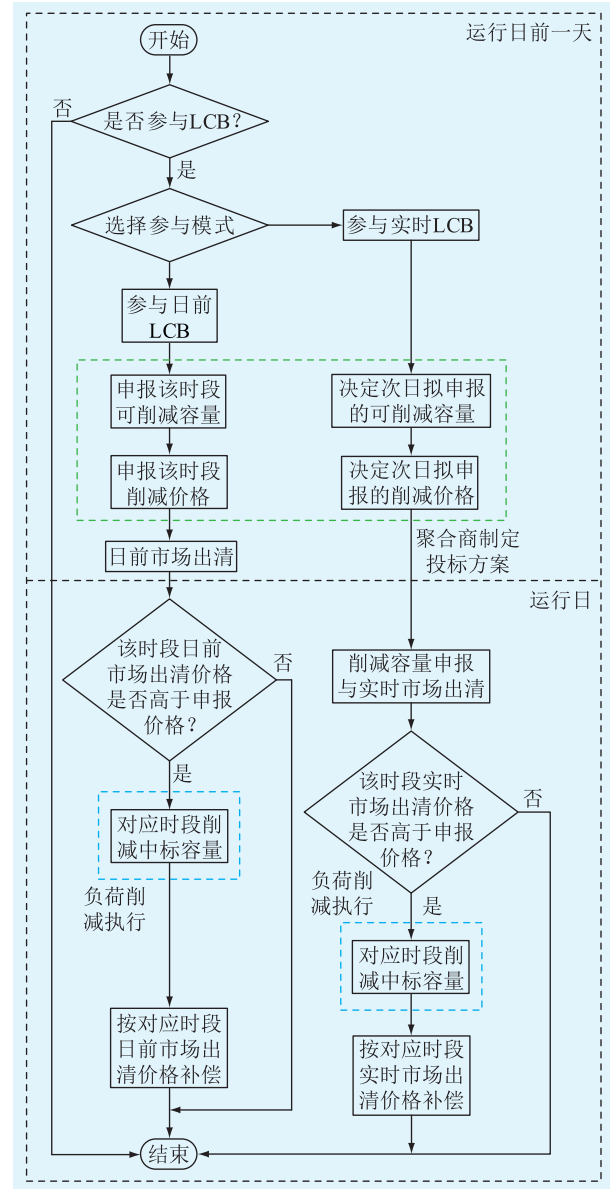


图 1 LA 参与 LCB 流程

Fig.1 Process of LA participating in LCB

2 电能量市场下 LA 参与 LCB

2.1 目标函数

LA 的代理成本 F 由每个场景下的现货电能量市场购电支出、改变负荷用电模式带来的支出及参与 LCB 带来的收入组成,其数学表达式见式(5)。

$$F(x, y_s, L_{s,t}^u; \pi_{s,t}^{\text{da}}, \pi_{s,t}^{\text{rt}}) = \min_{x, y_s} \max_{L_{s,t}^u} \sum_{s \in S} [w_s (C_s - B_s^{\text{rt}} - B_s^{\text{da}})] \quad (5)$$

$$x = \{I_t^{\text{DA}, \text{par}}, I_t^{\text{RT}, \text{par}}, P_t^{\text{da}, \text{sub}}, P_t^{\text{rt}, \text{sub}}, \pi_t^{\text{da}, \text{curt}}, \pi_t^{\text{rt}, \text{curt}}, P_t^{\text{da}}\} \quad (6)$$

$$y_s = \{P_{s,t}^{\text{ESS}}, P_{s,t}^{\text{IL}}, P_{s,t}^{\text{TL}}\} \quad (7)$$

式中: $\pi_{s,t}^{\text{da}}, \pi_{s,t}^{\text{rt}}$ 分别为场景 s 中 t 时段的前日市场与实时市场价格; S 为缩减后的场景集; $B_s^{\text{rt}}, B_s^{\text{da}}$ 分

别为场景 s 中的实时与日前市场中的 LCB 收入; C_s 为场景 s 中的购电商支出; w_s 为场景 s 的权重, 且有 $\sum_{s \in S} w_s = 1$, 文中以缩减后的场景概率作为场景权重; $L_{s,t}^u$ 为场景 s 中 t 时段的不可调负荷功率; x 为与场景无关的决策变量集合, 其实际含义为聚合商做出的 LCB 投标方案; $I_t^{\text{RT,par}}, I_t^{\text{DA,par}}$ 为 0-1 变量, 当取 1 时分别代表 t 时段参与实时 LCB 和日前 LCB, 取 0 代表不参加; $P_t^{\text{da,sub}}, P_t^{\text{rt,sub}}$ 分别为日前市场与实时市场中的申报削减容量; $\pi_t^{\text{da,curr}}, \pi_t^{\text{rt,curr}}$ 分别为 t 时段的日前市场与实时市场中申报的削减价格; y_s 为与场景有关的决策变量集合, 其实际含义为每个场景下的用电方案; $P_{s,t}^{\text{ESS}}, P_{s,t}^{\text{IL}}, P_{s,t}^{\text{TL}}$ 分别为场景 s 中 t 时段的储能设备功率、可中断负荷功率与可转移负荷功率。

2.2 约束条件

2.2.1 聚合商支出约束

聚合商在场景 s 中的支出 C_s 的数学表达式如式(8)所示。

$$C_s = \sum_{t=1}^T [\pi_{s,t}^{\text{da}} P_t^{\text{da}} + \pi_{s,t}^{\text{rt}} (L_{s,t} - P_t^{\text{da}})] + C_s^{\text{IL}} + C_s^{\text{TL}} \quad (8)$$

$$L_{s,t} \geq L_{s,t}^u + P_{s,t}^{\text{ESS}} + P_{s,t}^{\text{IL}} + P_{s,t}^{\text{TL}} \quad (9)$$

式中: $L_{s,t}$ 为场景 s 中 t 时段的实时负荷功率; C_s^{IL} 为可中断负荷的调节成本; C_s^{TL} 为可转移负荷的调节成本。

2.2.2 可调负荷运行约束

(1) 储能设备运行约束。

$$\begin{cases} P_{s,t}^{\text{ESS}} = P_{s,t}^{\text{cha}} - P_{s,t}^{\text{dis}} \\ P_{\text{cha,min}} I_{s,t}^{\text{cha}} \leq P_{s,t}^{\text{cha}} \leq P_{\text{cha,max}} I_{s,t}^{\text{cha}} \\ P_{\text{dis,min}} I_{s,t}^{\text{dis}} \leq P_{s,t}^{\text{dis}} \leq P_{\text{dis,max}} I_{s,t}^{\text{dis}} \\ I_{s,t}^{\text{cha}} + I_{s,t}^{\text{dis}} \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

式中: $P_{s,t}^{\text{cha}}$ 为储能充电功率; $P_{s,t}^{\text{dis}}$ 为场景 s 中 t 时段的储能放电功率; $I_{s,t}^{\text{cha}}, I_{s,t}^{\text{dis}}$ 为场景 s 中 t 时段的储能充放电状态的 0-1 变量; $P_{\text{cha,min}}, P_{\text{cha,max}}$ 分别为充电功率的最小值与最大值; $P_{\text{dis,min}}, P_{\text{dis,max}}$ 分别为储能放电功率的最小值与最大值。

$$\begin{cases} S_{s,t+1}^{\text{SOC}} = S_{s,t}^{\text{SOC}} (1 - \sigma) - \frac{1}{C_{\text{ap}}} \left(\frac{1}{\eta_d} P_{s,t}^{\text{dis}} - \eta_c P_{s,t}^{\text{cha}} \right) \Delta t \\ S_{\text{SOC,min}} \leq S_{s,t}^{\text{SOC}} \leq S_{\text{SOC,max}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: Δt 为时间段长度; $S_{s,t}^{\text{SOC}}$ 为储能在场景 s 中 t 时段的荷电状态 (state of charge, SOC); σ 为储能设备 Δt 内的自放电率; C_{ap} 为储能设备的额定能量; η_d, η_c 分别为放电效率与充电效率; $S_{\text{SOC,min}}, S_{\text{SOC,max}}$ 分别为控制过程中荷电状态需要满足的最小值与最大值。

(2) 可中断负荷运行约束。可中断负荷功率与成本约束如式(12)所示。

$$\begin{cases} P_{s,t}^{\text{IL}} = I_{s,t}^{\text{IL}} P_t^{\text{IL,ORI}} \\ C_s^{\text{IL}} \geq \sum_{t=1}^T C_{s,t}^{\text{IL}} \\ C_{s,t}^{\text{IL}} \geq (I_{s,t-1}^{\text{IL}} - I_{s,t}^{\text{IL}}) \pi_{\text{IL}} \\ C_{s,t}^{\text{IL}} \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $P_t^{\text{IL,ORI}}$ 为可中断负荷在 t 时段的额定负荷功率; $C_{s,t}^{\text{IL}}$ 为可中断负荷在场景 s 中 t 时段的调节成本; $I_{s,t}^{\text{IL}}$ 为 0-1 变量, 取 1 时代表可中断负荷在场景 s 中 t 时段没有中断, 取 0 时代表中断; π_{IL} 为可中断负荷单次中断成本。

可中断负荷的最小连续关停时间与最小累计运行时间约束如式(13)所示。

$$\begin{cases} T_{s,t}^{\text{IL}} - (I_{s,t}^{\text{IL}} - I_{s,t-1}^{\text{IL}}) T_{\text{IL,D}} \geq 0 \\ T_{s,t}^{\text{IL}} = \sum_{k=t-T_{\text{IL,D}}}^{t-1} (1 - I_{s,k}^{\text{IL}}) \\ \sum_{t=1}^T I_{s,t}^{\text{IL}} \geq T_{\text{IL,min}} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $T_{\text{IL,D}}$ 为可中断负荷的最小连续关停时间; $T_{\text{IL,min}}$ 为可中断负荷的最小累计运行时间; $T_{s,t}^{\text{IL}}$ 为辅助变量。

(3) 可转移负荷运行约束。

$$\begin{cases} P_{\text{TL,min}} \leq P_{s,t}^{\text{TL}} \leq P_{\text{TL,max}} \\ \sum_{t=1}^T P_{s,t}^{\text{TL}} = W_{\text{TL}} \\ C_s^{\text{TL}} \geq \sum_{t=1}^T C_{s,t}^{\text{TL}} \\ C_{s,t}^{\text{TL}} \geq (P_t^{\text{TL,ORI}} - P_{s,t}^{\text{TL}}) \pi_{\text{TL}} \Delta t \\ C_{s,t}^{\text{TL}} \geq 0 \end{cases} \quad (14)$$

式中: $P_{\text{TL,max}}, P_{\text{TL,min}}$ 分别为可转移负荷功率的调节上限与下限; W_{TL} 为可转移负荷需要保证的总耗能; π_{TL} 为可转移负荷下调单位负荷功率对应的调节成本; $C_{s,t}^{\text{TL}}$ 为可转移负荷在场景 s 中 t 时段的调节成本。

2.2.3 LCB 约束

(1) LCB 实际执行量约束。

$$\begin{cases} D_{s,t}^{\text{rt}} + D_{s,t}^{\text{da}} \leq \bar{L}_t - L_{s,t} + (1 - I_t^{\text{RT,par}} - I_t^{\text{DA,par}}) M \\ I_t^{\text{RT,par}} + I_t^{\text{DA,par}} \leq 1 \\ -I_t^{\text{DA,par}} M \leq D_{s,t}^{\text{da}} \leq I_t^{\text{DA,par}} M \\ -I_t^{\text{RT,par}} M \leq D_{s,t}^{\text{rt}} \leq I_t^{\text{RT,par}} M \\ \bar{L}_t = \bar{L}_t^u + P_t^{\text{IL,ORI}} + P_t^{\text{TL,ORI}} \end{cases} \quad (15)$$

式中: M 为足够大的正整数, 文中所有 M 取 10^5 ; $D_{s,t}^{\text{da}}$

为场景 s 中 t 时段的日前 LCB 实际执行量; $D_{s,t}^{\text{rt}}$ 为场景 s 中 t 时段的实时 LCB 实际执行量; \bar{L}_t 为 t 时段的聚合商代理的所有用户侧资源的总体基线负荷; \bar{L}_t^{u} 为 t 时段的不可调负荷的期望功率。

(2) LCB 中标约束。因实时与日前类似, 仅对日前 LCB 中标约束进行说明。

$$\begin{cases} -M I_{s,t}^{\text{da,cur}} \leq \pi_t^{\text{da,curt}} - \pi_{s,t}^{\text{da}} \leq M(1 - I_{s,t}^{\text{da,cur}}) \\ 0 \leq P_t^{\text{da,cur}} \leq I_t^{\text{DA,par}} P_{\text{cur}} \\ P_t^{\text{da,cur}} - M(1 - I_{s,t}^{\text{da,cur}}) \leq P_{s,t}^{\text{da,cur}} \leq \\ P_t^{\text{da,cur}} + M(1 - I_{s,t}^{\text{da,cur}}) \\ 0 \leq P_{s,t}^{\text{da,cur}} \leq I_{s,t}^{\text{da,cur}} M \end{cases} \quad (16)$$

式中: $I_{s,t}^{\text{da,cur}}$ 为 0-1 变量, 取 1 表示场景 s 中 t 时段的日前 LCB 中标, 取 0 表示未中标; P_{cur} 为申报削减容量的上限; $P_{s,t}^{\text{da,cur}}$ 为场景 s 中 t 时段的日前中标容量; $\pi_t^{\text{da,curt}}$ 为申报的日前削减价格。

(3) LCB 免除考核约束。

$$\begin{cases} M(I_{s,t}^{\text{da,sat}} - 1) \leq D_{s,t}^{\text{da}} - \xi_1 P_{s,t}^{\text{da,cur}} \leq M I_{s,t}^{\text{da,sat}} \\ M(I_{s,t}^{\text{rt,sat}} - 1) \leq D_{s,t}^{\text{rt}} - \xi_1 P_{s,t}^{\text{rt,cur}} \leq M I_{s,t}^{\text{rt,sat}} \end{cases} \quad (17)$$

式中: $I_{s,t}^{\text{da,sat}}$, $I_{s,t}^{\text{rt,sat}}$ 为 0-1 变量, 取 1 分别表示场景 s 中 t 时段的日前 LCB 与实时 LCB 符合补偿标准, 取 0 表示不符合补偿标准; $P_{s,t}^{\text{da,cur}}$, $P_{s,t}^{\text{rt,cur}}$ 分别为场景 s 中 t 时段的日前与实时 LCB 中标容量。

(4) LCB 收入约束。聚合商在场景 s 中的日前 LCB 收入 B_s^{da} 的数学表达式如式(18)所示, 实时 LCB 收入 B_s^{rt} 与日前类似。

$$B_s^{\text{da}} = \sum_{t=1}^T (B_{s,t}^{\text{da}} - \delta_{s,t}^{\text{da}}) \quad (18)$$

$$\begin{cases} B_{s,t}^{\text{da}} \leq \pi_{s,t}^{\text{da}} P_{s,t}^{\text{da,cur}} \\ B_{s,t}^{\text{da}} \leq M I_{s,t}^{\text{da,sat}} \\ B_{s,t}^{\text{da}} \leq \pi_{s,t}^{\text{da}} D_{s,t}^{\text{da}} + M(1 - I_{s,t}^{\text{da,sat}}) \\ \delta_{s,t}^{\text{da}} \geq \xi_2 \pi_{s,t}^{\text{da}} (\xi_1 P_{s,t}^{\text{da,cur}} - D_{s,t}^{\text{da}}) \\ \delta_{s,t}^{\text{da}} \geq 0 \end{cases} \quad (19)$$

式中: $B_{s,t}^{\text{da}}$ 为场景 s 中 t 时段的日前 LCB 收入; $\delta_{s,t}^{\text{da}}$ 为场景 s 中 t 时段的日前 LCB 违约罚金。

2.3 优化问题求解

由式(5)一式(19)所描述的优化问题不仅需要合理的场景数据, 且属于 min-max 型双层规划问题, 不能直接求解。对文中采用的场景缩减方案与双层规划转化方法进行说明。

2.3.1 基于深度神经网络的场景缩减方法

文中利用深度神经网络 (deep neural networks,

DNN) 进行场景缩减。神经网络输出见式(20)。

$$u_{n,k}(s_n) = e^{h_k(s_n)} / \sum_{j=1}^K e^{h_j(s_n)} \quad (20)$$

$$n = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, K$$

式中: \mathbf{R} 为实数集; \mathbf{R}^{2T} 为长度为 $2T$ 的实数质量空间; $s_n \in \mathbf{R}^{2T}$, 为原场景集中的第 n 个场景, 在文中代表一天内的日前价格与实时价格序列; T 为总时段数; $u_{n,k} \in \mathbf{R}$, 为输出层 Softmax 激活函数针对输入 s_n 的第 k 个输出, 代表输入场景 s_n 关于第 k 个聚类中心的隶属度; $h_k(s_n)$ 为输出层第 k 个神经元针对输入 s_n 的输出; K 为缩减后的场景个数; N 为原场景集中的场景个数。

聚类中心 $c_k \in \mathbf{R}^{2T}$, 为缩减后的场景, 其计算方式及对应的场景权重 w_k 分别如式(21)和式(22)所示。

$$c_k = \sum_{n=1}^N (u_{n,k} s_n) / \sum_{n=1}^N u_{n,k} \quad (21)$$

$$w_k = \sum_{n=1}^N u_{n,k} / \sum_{j=1}^K \sum_{n=1}^N u_{n,j} \quad (22)$$

隶属于某一类的场景应该尽可能接近聚类中心, 因此将式(23)所示损失加入损失函数。

$$L_e = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K w_k \sum_{n=1}^N \|s_n - c_k\|_2 \quad (23)$$

考虑缩减后的场景集须保持原场景集的差异性, 因此文中构造如式(24)所示的聚类中心分离度损失函数。

$$L_s = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^K \sum_{k=1}^K \frac{c_k c_j}{\|c_k\|_2 \|c_j\|_2} \quad (24)$$

有时神经网络不会对部分场景明确地划分隶属, 因为上述损失函数对模糊隶属关系不敏感。故构造如式(25)所示的模糊隶属关系损失函数。

$$L_p = - \sum_{n=1}^N \ln(\min(\max_{1 \leq t \leq K} (2u_{n,t}), 1)) \quad (25)$$

综上, 文中所提出的 DNN 采用的损失函数 L_{DNN} 如式(26)所示。

$$L_{\text{DNN}} = L_e + L_s + L_p \quad (26)$$

DNN 拓扑如表 1 所示。迭代次数 α 为 400 次, 采用全批次训练, 优化器选用 Adam^[20], 学习率为 $4 \times 10^{-3} - 2 \times 10^{-6} \alpha$ 。

2.3.2 双层规划转化方法

文中采用 Bertsimas 与 Sim 提出的方法对原问题进行转化^[21]。内层变量 $L_{s,t}^{\text{u}}$ 反映了不可调负荷的不确定性, 若假设其期望值为 $\bar{L}_{s,t}^{\text{u}}$, 取值范围为 $[\bar{L}_t^{\text{u}} - \Delta \bar{L}_{s,t}^{\text{u}}, \bar{L}_t^{\text{u}} + \Delta \bar{L}_{s,t}^{\text{u}}]$, 则可用式(27)替换式(9)。替换后的模型中不再存在变量 $L_{s,t}^{\text{u}}$, 双层规划转化为单层

表 1 DNN 拓扑
Table 1 Topology of DNN

层级名称	维数	激活函数
输入层	48	
隐藏层 1	128	Sigmoid
隐藏层 2	64	Sigmoid
隐藏层 3	32	Sigmoid
输出层	K	Softmax

规划,且能直接用 Cplex 进行求解。

$$\begin{cases} -L_{s,t} + P_{s,t}^{ESS} + P_{s,t}^{IL} + P_{s,t}^{TL} + z_{s,t}\Gamma + q_{s,t} \leq -\bar{L}_{s,t}^u \\ z_{s,t} + q_{s,t} \geq \Delta \bar{L}_{s,t}^u g_{s,t} \\ g_{s,t} \geq 1, z_{s,t} \geq 0, q_{s,t} \geq 0 \end{cases} \quad (27)$$

式中: Γ 为调节变量 $L_{s,t}^u$ 不确定程度的系数,在文中的取值范围为 $\{\Gamma | \Gamma=0.1k, k \in [0, 10] \cap \mathbb{Z}\}$; $z_{s,t}$, $q_{s,t}$, $g_{s,t}$ 为辅助变量。

3 算例分析

3.1 算例设置

3.1.1 聚合商可调资源设置

选取具有储能资源、可中断负荷资源、可转移负荷资源与不可调负荷资源的电力 LA 作为研究对象。其中,不可控负荷在每个时段的负荷功率期望值为 40 MW,每个时段的负荷功率服从均匀分布 $U(30, 50)$ 。参照文献[22]对可调电力资源的参数进行配置,其中储能设备额定能量为 60 MW·h,储能最大充放电功率为 10 MW,充电效率与放电效率为 95%,起始 SOC 为 0.7, SOC 允许范围为 [0.2, 0.9],其他资源的参数如表 2、表 3 所示。

表 2 可中断负荷参数

Table 2 Interruptible load parameters

最小累计运行时间/h	最小连续关停时间/h	每次中断成本/美元	额定负荷功率/MW
18	3	1 300	10
18	3	1 450	10
18	3	1 600	10

表 3 可转移负荷参数

Table 3 Transferable load parameters

最大负荷功率/MW	最小负荷功率/MW	单位用电量削减成本/[美元·(MW·h) ⁻¹]	需要保证的负荷总耗能/(MW·h)	额定负荷功率/MW
15	5	30	180	7.5
15	5	35	180	7.5
15	5	40	180	7.5

3.1.2 测试场景集生成方案与测试方案

测试场景可用于评测求解形成的 LCB 申报方

案在不同价格场景与负荷场景下对 LA 代理成本的影响。测试场景集由原市场价格场景与负荷偏差场景的组合生成。文中随机生成 1 000 个负荷场景,分别结合 1 月份与 8 月份的原市场价格场景组合生成 2 组各含 31 000 个测试场景的测试场景集。

在测试时,首先基于缩减后的价格场景集与不确定系数 Γ 求解 LA 的 LCB 方案,其次计算 LA 在测试场景中执行 LCB 方案后的实际代理成本,最终计算平均代理成本。其数学表达式如式(28)所示。

$$\begin{cases} \beta(\Gamma, S_m, \hat{S}) = \frac{1}{\hat{N}} \sum_{s \in \hat{S}} f(x^*, y_s^*; L_{s,t}^u, \pi_{s,t}^{da}, \pi_{s,t}^{rt}) \\ x^* = \arg \min_x F(x, y_s; \Gamma, \pi_{s,t}^{da}, \pi_{s,t}^{rt}) \quad s \in S_m \\ y_s^* = \arg \min_{y_s} f(x^*, y_s; \bar{L}_t^u, \pi_{s,t}^{da}, \pi_{s,t}^{rt}) \quad s \in \hat{S} \end{cases} \quad (28)$$

式中: β 为测试场景集 \hat{S} 下的平均代理成本的函数; S_m 为采用场景缩减方法 m 进行缩减后的场景集; \hat{N} 为 \hat{S} 中的场景数; f 为第 1.2 节所述计算代理成本的函数; x^* 为常量集合,实际含义为场景集 S_m 下的参与 LCB 的最优投标方案; y_s^* 为常量集合,实际含义为场景 s 下的最优用电方案; $\arg \min(\cdot)$ 为使目标函数取得最小值的目标参变量集合。

3.1.3 价格场景缩减与评价

电力市场价格的历史场景集分别选择美国宾夕法尼亚州-新泽西州-马里兰州(Pennsylvania-New Jersey-Maryland, PJM)电力市场 2018 年 1 月份与 8 月份的逐时价格数据。采用 2.3.1 节所述场景缩减模型分别将所选取的历史场景集缩减成 2 组各含 3 个场景的缩减场景集。

为了说明文中所采用的场景缩减方法的有效性,选取 5 种场景缩减方法进行相同的缩减,所选取方法包括基于动态时间规整(dynamic time warping, DTW)、主成分分析(principal component analysis, PCA)以及 l_2 范数的 3 种 K -means 方法、同步向后缩减法^[23](simultaneous backward reduction, SBR)与一种考虑相关性损失的综合场景缩减方法^[24](comprehensive optimal scenario reduction, COSR)。评价指标的计算如式(29)所示^[25]。

$$e_m(\hat{S}) = \left(\frac{\min_{\Gamma} \beta(\Gamma, S_m, \hat{S})}{\min_{\Gamma, m} \beta(\Gamma, S_m, \hat{S})} - 1 \right) \times 100\% \quad (29)$$

式中: $e_m(\hat{S})$ 为第 m 种场景缩减方法在测试场景集 \hat{S} 下的缩减效果评价。

3.2 计算结果与分析

LA 在 8 月份的某具体测试场景中的用电行为如图 2(a) 所示, LA 根据对价格的预测, 在市场价格较高的 14—20 时段削减了用电。LA 参与 LCB 的情况如图 2(b) 所示, LA 主要在市场价格较高的时段进行投标, 并在中标时段削减可调负荷以获得削减补偿。由于不可调负荷的预测偏差, LA 可能无法执行削减承诺, 因此对应时段的 LCB 收入为负, 如第 1、3 和 14 时段。

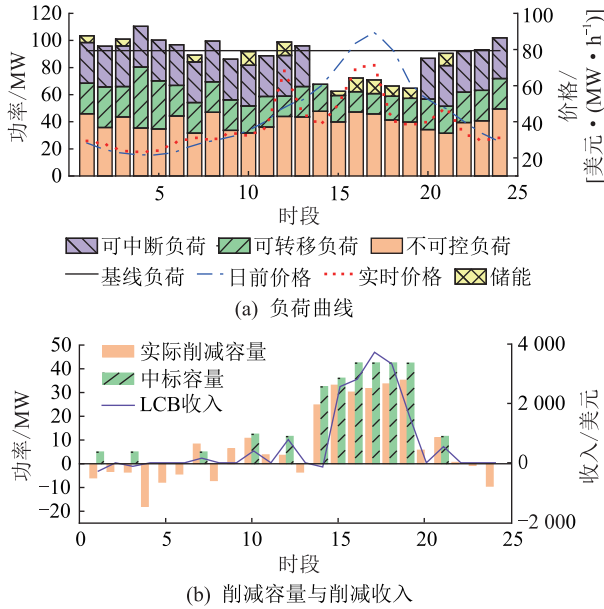


图 2 LA 在测试场景中的行为

Fig.2 Behavior of LA in test scenarios

以 1 月份为例, 对每个时段的 LCB 申报量、各个测试场景下的中标量与执行量进行加权求和, 结果如图 3 所示。计算结果表明, 随着 Γ 的增大, LA 参与 LCB 的总中标量与有效执行量总体都呈现下降趋势, 这说明计及负荷不确定性使 LA 降低预期负荷削减能力并减少了投标。这一行为提高了最多 17.8% 的完成率。

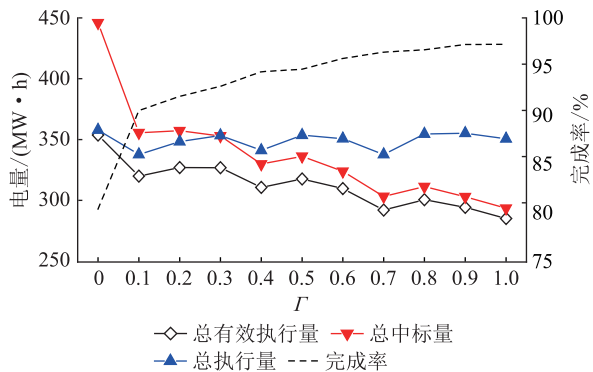


图 3 测试场景集(1月份)中 LA 参与 LCB 情况

Fig.3 LCB participation of LA in test scenario set (January)

图 4(a) 与图 4(b) 分别为 1 月份与 8 月份测试场景集下 LA 因未完成削减承诺平均需缴纳的 LCB 罚金。结果表明考虑负荷的不确定性后需缴纳的违约罚金大幅度减少, Γ 为 1 时可减少 99% 以上的违约罚金, 但过于保守的 LCB 策略可能会影响总收入。

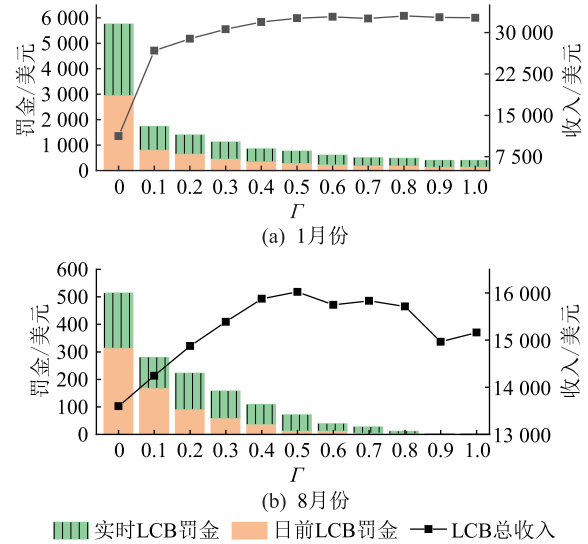


图 4 测试场景集中的平均 LCB 违约罚金

Fig.4 Average LCB penalty in test scenario set

基于式 (29) 对文中所采用的场景缩减方法、3.1.2 节提及的 5 种方法及仅针对期望场景进行优化的投标策略进行评价, 其评价结果如表 4 所示。在 2 个测试场景集中, 基于文中所采用的场景缩减方法 DNN 的投标策略均优于所选对照方法。计算结果还表明不适合的场景缩减方法会对策略造成负面影响。

表 4 场景缩减方法评价结果

Table 4 Evaluation results of scene reduction methods %

缩减方法	e_m	
	1月	8月
DNN	0.00	0.00
DTW	7.78	12.28
l_2 范数	0.84	0.92
COSR	0.60	0.40
PCA	0.18	0.02
SBR	5.03	7.94
期望场景	1.23	1.76

根据式 (28) 计算不同 Γ 下的平均代理成本, 结果如图 5 所示。由图 5 可知, 加权总代理成本随着 Γ 增大总体呈现先减再增的趋势, 最高能减少 19.25% (1 月份) 和 4.91% (8 月份), 且考虑负荷波动时的平均成本都低于完全不考虑负荷波动时的

结果。利用条件风险价值(conditional value at risk, CVaR)计量 LA 的代理成本超出期望值的风险,结果表明,考虑负荷波动更有利于控制风险,在测试场景集中最高可降低 13.80%(1 月份)和 34.69%(8 月份)的风险损失。

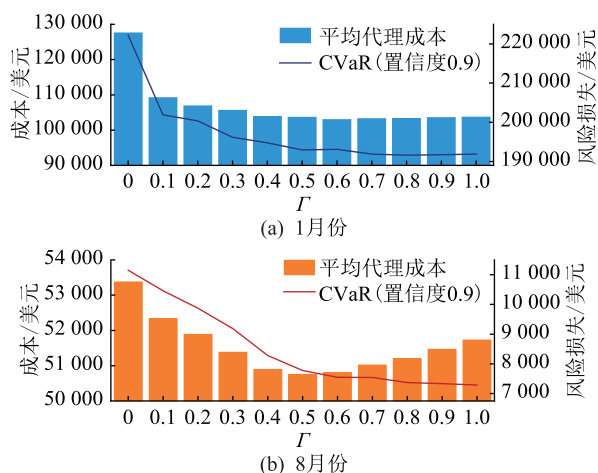


图5 测试场景集中的平均代理成本与 CVaR
Fig.5 Average agency cost and CVaR in test scenario set

LA 在测试场景集下的 LCB 完成率与单位执行收益如图 6 所示。完成率随着 Γ 的增大逐渐趋向于 1。单位 LCB 收入呈现先增再减的趋势,先增大是由于考虑负荷的不确定性使得聚合商缴纳的罚金减少;后减少是由于过于保守的投标策略使得 LA 中标容量偏低,部分实际削减容量没有被认定为 LCB 下的负荷削减容量从而减少了获利。

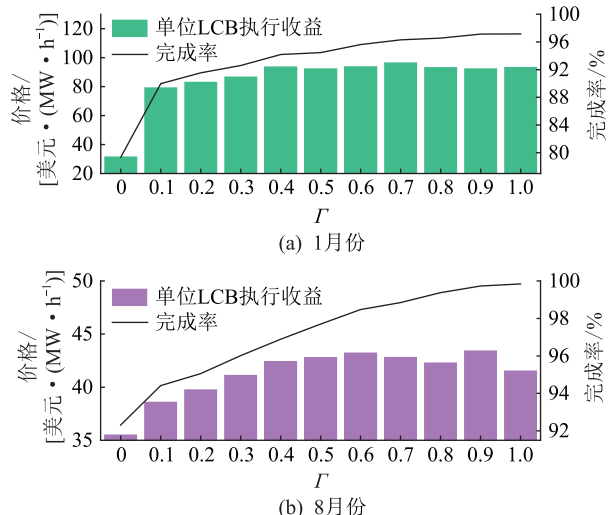


图6 测试场景集中的单位负荷削减收入与完成率
Fig.6 Unit load curtailment revenue and completion rate in test scenario set

最优不确定系数 Γ_b 与考核削减系数 ξ_1 的关系如图 7 所示,所提策略在测试场景集中的最优不确定系数 Γ_b 随着考核削减系数 ξ_1 增大呈现单调非递

减趋势。因为 ξ_1 的大小反映了市场对 LCB 考核的严格程度,更严格的考核下 LA 会更充分地考虑负荷的不确定性以减免罚金。

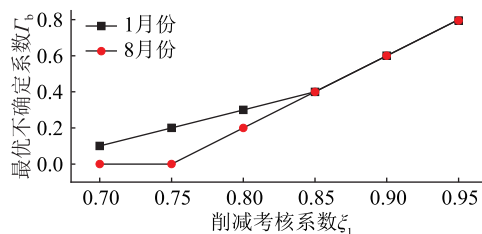


图7 最优不确定系数 Γ_b 与考核削减系数 ξ_1 的关系
Fig.7 Relationship between optimal uncertainty coefficient Γ_b and assessment reduction coefficient ξ_1

当缩减场景集能反应测试场景集的价格特征时,LA 的购电方案能在测试场景集中进行套利。如图 8 所示,允许购电比例从 1 倍提高至 2 倍时,LA 策略购电行为带来的收入也提高了 100%,这使得平均代理成本分别降低了 7.52%(1 月份)与 1.13%(8 月份),但其 CVaR 分别提高了 3.82%(1 月份)与 35.24%(8 月份)。

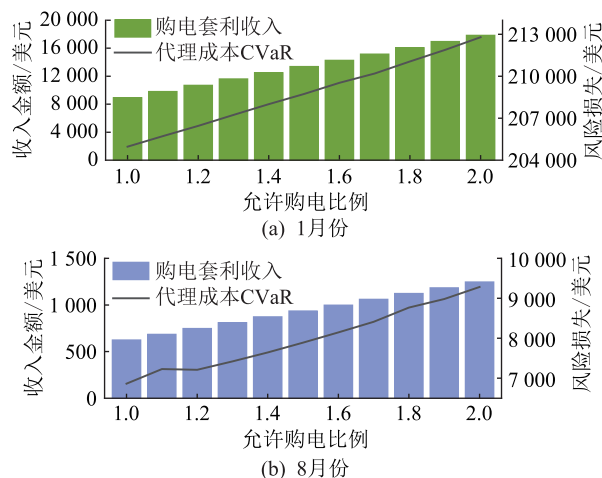


图8 允许购电比例对聚合商的影响

Fig.8 Impact of allowable power purchase ratio on LA

4 结论

文中研究了 LA 参与电能量市场面临双重不确定性的问题,且考虑了 LA 同时参与日前与实时 LCB 的情况,构建了混合整数线性规划模型。首先提出用双层规划与多场景法来解决价格与负荷的双重不确定性;其次提出一种基于神经网络的场景缩减方法;最后采用 PJM 市场数据围绕所提策略模型及场景缩减方法进行算例分析,并得出以下结论:

(1) 不同的场景缩减方法会影响求解出的 LCB 策略在测试场景集中的表现优劣。文中所用场景集中,基于 DNN 的缩减方法的投标策略相较于对比

方法可减少 0.02% 至 12.28% 不等的代理成本。

(2) 对负荷波动的考虑程度会影响聚合商的 LCB 行为,随着前者的增大,聚合商在制订策略时倾向于减少承诺的削减容量以保证 LCB 的完成率,同时提高了最多 196.49% 的单位 LCB 执行收益。

(3) 相对于完全不考虑负荷波动风险,通过选取合适的考量负荷不确定性的系数求解出的 LCB 策略最多可让聚合商减少 19.25% 的代理成本,同时也可降低风险损失。

参考文献:

- [1] 王健,梁华彬,杜兆斌. 考虑 CBL 误差不确定性的 PJM 电力市场经济需求响应模型研究[J]. 电力建设,2016,37(10):137-143.
WANG Jian, LIANG Huabin, DU Zhaobin. Economic demand response modeling in PJM electric market considering CBL error uncertainty[J]. Electric Power Construction, 2016, 37(10):137-143.
- [2] AGHAEI J, ALIZADEH M I. Demand response in smart electricity grids equipped with renewable energy sources; a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, 18:64-72.
- [3] 袁晓冬,费骏韬,胡波,等. 资源聚合商模式下的分布式电源、储能与柔性负荷联合调度模型[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(22):17-26.
YUAN Xiaodong, FEI Juntao, HU Bo, et al. Joint scheduling model of distributed generation, energy storage and flexible load under resource aggregator mode[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22):17-26.
- [4] 徐小涵. 需求响应集成服务商参与电力市场的运行机制研究[D]. 南京:东南大学,2018.
XU Xiaohan. Research on operation mode and decision-making strategy for demand response aggregator in power market[D]. Nanjing: Southeast University, 2018.
- [5] 孙玲玲,高赐威,谈健,等. 负荷聚合技术及其应用[J]. 电力系统自动化,2017,41(6):159-167.
SUN Lingling, GAO Ciwei, TAN Jian, et al. Load aggregation technology and its applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(6):159-167.
- [6] 赵冬梅,宋原,王云龙,等. 考虑柔性负荷响应不确定性的多时间尺度协调调度模型[J]. 电力系统自动化,2019,43(22):21-30.
ZHAO Dongmei, SONG Yuan, WANG Yunlong, et al. Coordinated scheduling model with multiple time scales considering response uncertainty of flexible load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22):21-30.
- [7] 尹硕,张鹏,杨萌,等. 计及需求侧响应的综合能源系统多时间尺度优化调度[J]. 电力系统及其自动化学报,2020,32(11):35-42.
YIN Shuo, ZHANG Peng, YANG Meng, et al. Multi-time scale optimal scheduling of integrated energy system considering demand-side response[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(11):35-42.
- [8] 张晶晶,张鹏,吴红斌,等. 负荷聚合商参与需求响应的可靠性及风险分析[J]. 太阳能学报,2019,40(12):3526-3533.
ZHANG Jingjing, ZHANG Peng, WU Hongbin, et al. Reliability and risk analysis of load aggregators in demand response[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(12):3526-3533.
- [9] 曹彬,吕干云,王楠,等. 综合能源系统优化调度下的需求响应研究与应用[J]. 电力需求侧管理,2021,23(4):45-50.
CAO Bin, LYU Ganyun, WANG Nan, et al. Research and application of demand response based on optimal scheduling of integrated energy system[J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(4):45-50.
- [10] ZENG B, WEI X, ZHAO D B, et al. Hybrid probabilistic-possibilistic approach for capacity credit evaluation of demand response considering both exogenous and endogenous uncertainties[J]. Applied Energy, 2018, 229:186-200.
- [11] 郭红霞,高瑞,杨莘. 基于条件风险价值的微电网现货市场两阶段调度[J]. 电网技术,2019,43(8):2665-2674.
GUO Hongxia, GAO Rui, YANG Ping. Two-stage dispatch of microgrid based on CVaR theory under electricity spot market[J]. Power System Technology, 2019, 43(8):2665-2674.
- [12] HE G N, CHEN Q X, KANG C Q, et al. Optimal offering strategy for concentrating solar power plants in joint energy, reserve and regulation markets[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(3):1245-1254.
- [13] ABAPOUR S, MOHAMMADI-IVATLOO B, TARAFDAR HAH M. Robust bidding strategy for demand response aggregators in electricity market based on game theory[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 243:118393.
- [14] WANG S Y, BI S Z, ZHANG Y J A. Demand response management for profit maximizing energy loads in real-time electricity market[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6):6387-6396.
- [15] 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.
- [16] 王妍,吴传申,高山. 基于电动汽车行驶数据快速聚类的充电站选址优化[J]. 电力需求侧管理,2021,23(3):8-12.
WANG Yan, WU Chuanshen, GAO Shan. Site selection optimization of charging station based on rapid clustering of electric vehicle driving data[J]. Power Demand Side Management, 2021, 23(3):8-12.
- [17] 刘坚,熊英,金亨美,等. 电动汽车参与电力需求响应的成本效益分析——以上海市为例[J]. 全球能源互联网,2021,4(1):86-94.
LIU Jian, XIONG Ying, KIM H M, et al. Economic assessment of demand response delivered by electric vehicles in Shanghai[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(1):86-94.

- 86-94 .
- [18] 高红,廖斌,屈东明. 基于电动汽车云平台的大数据存储与管理[J]. 电力信息与通信技术,2018,16(4):45-49.
GAO Hong, LIAO Bin, QU Dongming. The big data storage and management based on the electric vehicles cloud platform[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2018, 16(4):45-49.
- [19] WANG Z F, JOCHEM P, FICHTNER W. A scenario-based stochastic optimization model for charging scheduling of electric vehicles under uncertainties of vehicle availability and charging demand[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 254:119886.
- [20] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]//2015 International Conference on Learning Representations (ICLR). San Diego, CA, USA; 2015:1-15.
- [21] BERTSIMAS D, SIM M. Robust discrete optimization and network flows [J]. Mathematical Programming, 2003, 98 (1/2/3):49-71.
- [22] PARVANIA M, FOTUHI-FIRUZABAD M, SHAHIDEHPOUR M. Optimal demand response aggregation in wholesale electricity markets[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4 (4):1957-1965.
- [23] HEITSCH H, RÖMISCH W. Scenario reduction algorithms in stochastic programming [J]. Computational Optimization and Applications, 2003, 24(2/3):187-206.
- [24] HU J X, LI H R. A new clustering approach for scenario reduction in multi-stochastic variable programming[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(5):3813-3825.
- [25] LIANG J K, TANG W Y. Scenario reduction for stochastic day-ahead scheduling: a mixed autoencoder based time-series clustering approach [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(3):2652-2662.

作者简介:



杨苹

杨苹(1967),女,博士,教授,研究方向为可再生能源并网和微电网技术;
曾凯林(1997),男,硕士在读,研究方向为电力市场与电力需求侧管理(E-mail: zengkailin7384@foxmail.com);
余雁琳(1997),女,硕士在读,研究方向为电力系统调度运行。

Strategy of load aggregator participating in load curtailment bidding under power market

YANG Ping, ZENG Kailin, YU Yanlin, LIN Wenzhi

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Load aggregators (LA) face the uncertainty of load and price when they participate in load curtailment bidding (LCB) in power market. A day ahead optimization model with the objective of minimizing the agency cost of LA is proposed. In this paper, the power purchase, LCB and the control of adjustable load are described as a mixed integer linear programming model. A bi-level programming model is used to deal with the uncertain load, so as to the historical scenario method to uncertain price combined with scenario reduction. Based on the data of Pennsylvania-New Jersey-Maryland (PJM) power market, the proposed strategy is analysed. The results show that the proposed strategy and scenario reduction method can reduce the aggregators' agency cost by more than 4% and risks by more than 10%, improve the performance rate by up to 17.8%, and provide bidding technical support for the LA under uncertain problems.

Keywords: power market; load aggregator (LA); load curtailment bidding (LCB); demand response; scenario reduction; neural network

(编辑 钱悦)