

考虑新能源消纳及需求响应不确定性的配电网 主从博弈经济调度

邱革非¹,何超¹,骆钊¹,沈鑫^{2,3},娄阳¹,张鹏坤¹

(1. 昆明理工大学 电力工程学院,云南 昆明 650500;2. 昆明理工大学 机电工程学院,云南 昆明 650500;
3. 云南省电网有限公司计量中心,云南 昆明 650041)

摘要:针对当前配电网侧风电消纳率较低的问题,运用Stackelberg动态博弈理论,提出一种以配电网侧为主体、负荷侧为从体的主从博弈模型。通过分析用户负荷特性,建立用户负荷特性模型;运用三角模糊数描述需求响应的不确定性,建立价格型需求响应不确定性模型;以配电网侧配电网运行成本最小及风电消纳最大、负荷侧用户电费最低为目标建立配电网主从博弈经济模型,二者通过优化配电网侧的准实时电价策略集及负荷侧需求响应策略集达到博弈均衡;以修改后的IEEE 30节点系统为算例,采用改进型教与学优化算法求得该主从博弈模型的均衡解。算例仿真分析表明,所建模型能够有效提高配电网风电消纳能力,减少配电网运行成本和用户电费,实现主、从体双方社会效益与经济效益最优化。

关键词:配电网;风电;主从博弈;需求响应;不确定性

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202102021

0 引言

近年来,风电并入配电网进行就地消纳技术进入快速发展阶段,但受风能资源限制和风电自身特性影响,风电在时间上和空间上都难以与负荷相协调,导致地区配电网风电消纳率较低^[1]。在可再生能源大量接入配电网的新形势下,提高配电网新能源消纳能力、减少弃风弃光,是可再生能源发展的一个关键任务^[2]。通过需求侧管理来调整负荷分布,是有效增加系统风电消纳率的重要手段。

当前针对需求侧管理在风电消纳中的作用、需求响应DR(Demand Response)不确定性及主从博弈在电网调度中的应用已有学者开展了大量的研究。文献[3]通过构建包含储热、热电联产和DR资源的综合电热系统调度模型,提出风电消纳日前日内两阶段调度方法:在日前调度阶段,机组、储热装置以及电价型DR配合消纳风电短期预测出力;在日内调度阶段,机组以及激励型DR配合消纳风电超短期预测出力。文献[4]综合考虑新能源出力预测误差及负荷DR特点,构建包含日前、日内和实时3个阶段的含风电电力系统多时间尺度调度模型,以提高系统风电消纳能力,降低系统弃风量。文献[5]以

平移负荷波动和降低车主电费为目标,通过价格机制引导电动汽车入网,同时协调优化发电侧资源消纳风电,建立计及DR的风电-电动汽车协同调度的多目标优化模型。文献[6]在提出DR参与率的基础上,用不确定性模型表征用户DR参与率和电网侧激励间的关系,并以配电网波动性最小为目标,提出一种计及用户参与不确定性的DR优化调度策略。文献[7]通过分析可中断负荷(IL)的不确定性,同时考虑固定补偿成本和不确定性成本,提出基于风险评估和机会约束的不确定性IL优化决策方法。文献[8]采用三角模糊函数描述负荷响应率、负荷预测以及风电出力的不确定性,构建电力系统日前模糊优化调度模型。文献[9]基于虚拟电厂内部主体存在的产权独立性,以及电价竞标与电量竞标存在先后行动次序,应用Stackelberg动态博弈理论,建立虚拟电厂竞标问题的动态博弈模型。上述文献对研究需求侧管理在提高风电消纳水平中的作用及主从博弈模型在电力系统中的运用提供了参考,但均未考虑作为需求侧管理电价制定主体方的电网和作为电价接受方的用户侧之间的主从博弈作用对达成彼此优化目标的影响,也没有考虑负荷侧的DR不确定性对风电消纳率的影响。

综上所述,本文在已有研究的基础上,结合用户负荷特性,同时考虑价格型DR的不确定性,建立以配电网侧为主体、负荷侧为从体的主从博弈经济调度模型。其中,配电网侧通过调整准实时电价,促使负荷侧调整其用电需求,从而增加风电就地消纳,减少配电网运行成本,以实现经济及环境效益最优;负荷侧在保证其用电需求的前提下,响应配电网侧的

收稿日期:2020-05-13;**修回日期:**2020-12-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51907084);云南省引进人才科研启动基金资助项目(KKSY201704027);云南省教育厅科学研究基金资助项目(2018JS032)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51907084),Yunnan Provincial Talents Training Program(KKSY201704027) and the Scientific Research Foundation of Yunnan Provincial Department of Education(2018JS032)

准实时电价,调整负荷需求,从而减少用户电费,以实现经济效益最优。仿真计算结果验证了本文所提模型的合理有效性。

1 用户负荷特性建模

根据自身性质、用户需求等因素可将用户负荷分为基础负荷、柔性负荷两大类。其中柔性负荷根据其工作特性可细分为以下3类^[10]。

I类柔性负荷:在一个周期内有固定的工作时长,但工作时段可调,如洗衣机、电动汽车充电等。其模型为:

$$\begin{cases} P_{j,t}^I = x_{j,t}^I P_j^I \\ \sum_{t=1}^T x_{j,t}^I \Delta t = H_j^I \end{cases} \quad j=1, 2, \dots, J \quad (1)$$

其中, J 为I类柔性负荷的数量; $P_{j,t}^I$ 为I类柔性负荷 j 在 t 时刻的工作功率; $x_{j,t}^I$ 为I类柔性负荷 j 在 t 时刻的工作状态,其值为0表示停机,为1表示开机; P_j^I 为I类柔性负荷 j 的额定功率; Δt 为柔性负荷工作的时间间隔; T 为一个调度周期; H_j^I 为I类柔性负荷 j 在一个周期内的总工作时长。

II类柔性负荷:与I类柔性负荷相似,但在工作时长上有一定的限制,如冰箱、制冰机等,其断电时间不可以超过一定时长。其模型为:

$$\begin{cases} P_{k,t}^{II} = x_{k,t}^{II} P_k^{II} & k=1, 2, \dots, K \\ x_{k,t}^{II} + x_{k,t+1}^{II} + \dots + x_{k,t+b_k^{II}}^{II} \geq a_k^{II} \\ k=1, 2, \dots, K; t=1, 2, \dots, T-b_k^{II} \end{cases} \quad (2)$$

其中, K 为II类柔性负荷的数量; $P_{k,t}^{II}$ 为II类柔性负荷 k 在 t 时刻的工作功率; $x_{k,t}^{II}$ 为II类柔性负荷 k 在 t 时刻的工作状态,其值为0表示停机,为1表示开机; P_k^{II} 为II类柔性负荷 k 的额定功率; a_k^{II} 为II类柔性负荷 k 在一个周期内的最短工作时长; b_k^{II} 为II类柔性负荷 k 在一个周期内允许的最长停电时间。

III类柔性负荷:多模式电器,如空调、热水器等,可根据用电需求调整工作模式,但为了保证用户的舒适度,这类负荷有最小用电需求,即最小额定功率。其模型为:

$$\begin{cases} x_{l,t}^{III} P_l^{III, \min} \leq P_{l,t}^{III} \leq x_{l,t}^{III} P_l^{III, \max} \\ E_l^{III, \min} \leq \sum_{t=1}^T P_{l,t}^{III} \Delta t \leq E_l^{III, \max} \end{cases} \quad l=1, 2, \dots, L \quad (3)$$

其中, L 为III类柔性负荷的数量; $x_{l,t}^{III}$ 为III类柔性负荷 l 在 t 时刻的工作状态,其值为0表示停机,为1表示开机; $P_{l,t}^{III}$ 为III类柔性负荷 l 在 t 时刻的工作功率; $P_l^{III, \min}$ 、 $P_l^{III, \max}$ 分别为III类柔性负荷 l 的最小、最大额定功率; $E_l^{III, \min}$ 、 $E_l^{III, \max}$ 分别为III类柔性负荷 l 可消耗的最小、最大电能。

3类柔性负荷的运行时间约束为:

$$\begin{cases} x_{j,t}^I \in \{0, 1\} & t \in \Omega_J \\ x_{j,t}^I = 0 & t \notin \Omega_J \end{cases} \quad j=1, 2, \dots, J \quad (4)$$

$$\begin{cases} x_{k,t}^{II} \in \{0, 1\} & t \in \Omega_K \\ x_{k,t}^{II} = 0 & t \notin \Omega_K \end{cases} \quad k=1, 2, \dots, K \quad (5)$$

$$\begin{cases} x_{l,t}^{III} \in \{0, 1\} & t \in \Omega_L \\ x_{l,t}^{III} = 0 & t \notin \Omega_L \end{cases} \quad l=1, 2, \dots, L \quad (6)$$

其中, Ω_J 、 Ω_K 、 Ω_L 分别为I、II、III类柔性负荷的工作时间。

2 价格型DR的不确定性建模

根据响应机制的不同可将DR分为价格型DR和激励型DR,大多研究将价格型DR描述为如图1所示的价格需求弹性曲线。由图1可见,在不计价格型DR的不确定性时,DR的变化量为:

$$\Delta p_{f,t} = \varepsilon_{f,t} \lambda_{\Delta c,t} p_{bl,t} \quad (7)$$

其中, $\Delta p_{f,t}$ 为 t 时刻价格型DR变化量的预测值; $\lambda_{\Delta c,t}$ 为 t 时刻的电价变化率; $p_{bl,t}$ 为 t 时刻的基线负荷; $\varepsilon_{f,t}$ 为 t 时刻的负荷弹性系数,其表达式^[11]如式(8)所示。

$$\varepsilon_{f,t} = \lambda_{\Delta q,t} / \lambda_{\Delta c,t} \quad (8)$$

其中, $\lambda_{\Delta q,t}$ 为 t 时刻的负荷响应率。

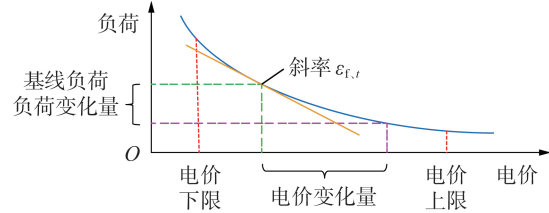


图1 价格需求弹性曲线

Fig.1 Price-demand elastic curve

在实际响应中,价格型DR遵循用户自愿参与的原则,因此负荷响应除了受电价影响,还会受到如通信延迟、元件故障、突发事件、用户响应信誉等多种非经济因素的作用^[12];同时,由于受到第二天天气情况、用户生产安排及实时负荷数据不确定的影响,在进行用户基线负荷预测时也存在一定的不确定性。基于价格型DR的不确定性主要为基线负荷以及价格需求弹性曲线的不确定性。在此基础上,本文基于模糊理论对价格型DR的不确定性负荷响应量进行建模,即:

$$\Delta \tilde{p}_{un,t} = \Delta \tilde{p}_{un,c,t} + \Delta \tilde{p}_{un,bl,t} \quad (9)$$

其中, $\Delta \tilde{p}_{un,t}$ 为 t 时刻价格型DR不确定性响应量的模糊表达式; $\Delta \tilde{p}_{un,c,t}$ 为 t 时刻价格需求弹性曲线不确定性响应量的模糊表达式; $\Delta \tilde{p}_{un,bl,t}$ 为 t 时刻基线负荷不确定性响应量的模糊表达式。

价格需求弹性曲线的不确定性可用负荷弹性系

数的不确定性描述。本文采用三角隶属度函数描述负荷弹性系数的不确定程度^[12]。负荷弹性系数的三元组形式为:

$$\tilde{\varepsilon}_{un,t} = (-k_{en}\varepsilon_{f,t}, 0, k_{ep}\varepsilon_{f,t}) \quad (10)$$

其中, $\tilde{\varepsilon}_{un,t}$ 为负荷弹性系数的模糊表达式; k_{en} 、 k_{ep} 分别为负荷弹性系数的正向、负向最大误差比例, $k_{en}, k_{ep} \geq 0$ 。

由式(7)得到价格需求弹性不确定性的负荷弹性响应量模糊表达式为:

$$\Delta\tilde{p}_{un,c,t} = \tilde{\varepsilon}_{un,t}\lambda_{\Delta c,t}p_{bl,t} \quad (11)$$

同理, 基线负荷不确定性响应量的模糊三元组和负荷弹性表达式为:

$$\tilde{p}_{un,bl,t} = (-k_{qn}p_{bl,t}, 0, k_{qp}p_{bl,t}) \quad (12)$$

$$\Delta\tilde{p}_{un,bl,t} = \varepsilon_{f,t}\lambda_{\Delta c,t}\tilde{p}_{un,bl,t} \quad (13)$$

其中, $\tilde{p}_{un,bl,t}$ 为考虑响应不确定性的基线负荷; k_{qn} 、 k_{qp} 分别为基线负荷的正向、负向最大误差比例, $k_{qn}, k_{qp} \geq 0$ 。

由上述可知, 价格型 DR 的不确定性响应量也是三角模糊函数, 其三元组表示形式为:

$$\begin{cases} \Delta\tilde{p}_{un,t} = (-\Delta p'_{un,t}, 0, \Delta p'_{un,t}) \\ \Delta p'_{un,t} = (k_{en} + k_{qn})\varepsilon_{f,t}\lambda_{\Delta c,t}p_{bl,t} \\ \Delta p'_{un,t} = (k_{ep} + k_{qp})\varepsilon_{f,t}\lambda_{\Delta c,t}p_{bl,t} \end{cases} \quad (14)$$

其中, $\Delta p'_{un,t}$ 、 $\Delta p'_{un,t}$ 均为价格型 DR 的不确定性模糊表达式的三角隶属度参数。

将价格型 DR 的变化量表示为响应量预测值的确定数 $\Delta p_{f,t}$ 与响应量不确定性的模糊数 $\Delta\tilde{p}_{un,t}$ 之和:

$$\Delta p_t = \Delta p_{f,t} + \Delta\tilde{p}_{un,t} \quad (15)$$

根据三角模糊函数期望值计算公式^[13], 价格型 DR 响应量不确定性期望值表达式为:

$$E(\Delta\tilde{p}_{un,t}) = \frac{1}{4}(\Delta p'_{un,t} - \Delta p'_{un,t}) \quad (16)$$

将式(16)代入式(15)中, 可将式(15)中的模糊表达式 $\Delta\tilde{p}_{un,t}$ 转化为确定性表达式。

3 主从博弈模型的建立

3.1 主从博弈模型的构建

本文所建立的配电网主从博弈经济模型流程框架如附录 A 图 A1 所示。在该博弈模型中, 配电网侧为主体, 占据领导地位, 其目标为配电网运行成本及弃风惩罚最小。配电网侧接收风电预测值和负荷预测值后, 按照优先使用风电出力的原则, 结合历史负荷数据和用电情况制定初始调度计划, 并计算风电消纳率, 如果风电利用情况不理想, 则通过优化准实时电价使负荷侧进行调整, 提升新能源消纳。负荷侧为主从博弈模型从体, 属于跟随者的角色。负荷侧接收配电网侧更新的准实时电价, 根据准实时电

价进行调整, 以减少用户电费。为保证用户的正常用电, 负荷侧响应后的电量变化不能超出柔性负荷的可调范围, 否则此次电价调整不被接受。负荷侧在进行调整后, 将调整情况反馈给配电网侧。配电网侧在接收到负荷侧的反馈信息后再次进行综合成本计算, 如果综合成本依然能够减少, 则再次更新准实时电价, 进入下一轮博弈, 直到策略调整不能使综合成本降低达到博弈均衡点。

3.2 主从博弈数学模型

3.2.1 准实时电价建模

准实时电价是由电网公司基于第二天的负荷预测及出力预测, 制定并发布第二天 24 h 的电价信息, 用户根据发布的电价信息及自身用电需求, 安排第二天的用电时间及用电量^[14]。与分时电价相比, 准实时电价的日时段划分较为灵活, 且种类丰富, 基本能够弥补由电价细化程度不足导致的电力需求曲线与供应曲线之间的偏差。本文根据日负荷曲线对准实时电价日时段进行如下划分:

$$C_t = \begin{cases} C_t^{\text{peak}} & t \in T_1 \\ C_t^{\text{flat}} & t \in T_2 \\ C_t^{\text{valley}} & t \in T_3 \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} C_t^{\text{peak}} - C_t^{\text{base}} \leq \alpha & t \in T_1 \\ C_t^{\text{base}} - C_t^{\text{valley}} \leq \beta & t \in T_3 \\ C_t^{\text{flat}} = \frac{1}{2}(C_t^{\text{peak}} + C_t^{\text{valley}}) & t \in T_2 \end{cases} \quad (18)$$

其中, C_t 为 t 时刻的电价; C_t^{peak} 、 C_t^{flat} 、 C_t^{valley} 分别为 t 时刻峰、平、谷时的电价; C_t^{base} 为 t 时刻不采取准实时电价策略时的基础电价; T_1 、 T_2 、 T_3 分别为负荷峰、平、谷对应时段; α 、 β 为考虑用户用电满意度情况下由监管部门规定的准实时电价变化的限值。

3.2.2 上层优化问题

在保证电网安全可靠性的前提下, 不考虑对风电出力进行控制。为保证优先使用风电出力, 目标函数中加入弃风惩罚成本。假设风电预测精度较高^[15], 且本文主要研究 DR 不确定性对新能源消纳及系统优化运行的影响, 故不考虑风电不确定性。上层优化问题以配电网经济效益和环境效益为目标函数, 即配电网运行成本以及弃风惩罚最小, 配电网运行成本包括常规机组发电成本和主网购电费用, 具体为:

$$f = f_1 + f_2 + f_3 \quad (19)$$

$$f_1 = \min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (a_i p_{i,t}^2 + b_i p_{i,t} + c_i) \quad (20)$$

$$f_2 = \min \sum_{t=1}^T C_{B,t} P_{B,t} \quad (21)$$

$$f_3 = \min \sum_{t=1}^T \lambda_w \Delta p_{w,t} \quad (22)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N p_{i,t} + p_{w,t} = p_{d,t} \\ p_{i,\min} \leq p_{i,t} \leq p_{i,\max} \\ -R_{di}\Delta t \leq p_{i,t} - p_{i,t-1} \leq R_{ui}\Delta t \\ \Delta p_{w,t} = \begin{cases} p_{w,t} - p_{d,t} & p_{w,t} > p_{d,t} \\ 0 & p_{w,t} \leq p_{d,t} \end{cases} \end{array} \right. \quad (23)$$

其中, N 为机组数; a_i, b_i, c_i 为机组 i 的发电成本系数; $p_{i,t}$ 为 t 时刻机组 i 的输出功率; $C_{B,t}$ 为 t 时刻配电网向主网的购电电价; $P_{B,t}$ 为 t 时刻配电网向主网的购电量; λ_w 为弃风分段惩罚因子, $\Delta p_{w,t}$ 为 t 时刻的弃风量, 随着弃风功率的增加, 惩罚因子也会增加, 某段时间内弃风功率越大, 惩罚因子越大, 该段的惩罚成本也越大; $p_{w,t}$ 为 t 时刻的风电出力; $p_{d,t}$ 为 t 时刻 DR 后的负荷; $p_{i,\min}, p_{i,\max}$ 分别为机组 i 的出力下限和上限; R_{ui}, R_{di} 分别为机组 i 向上和向下的爬坡速率。

上层优化问题的约束还包括式(17)、(18)。

3.2.3 下层优化问题

下层优化问题以经济效益为目标函数, 即用户电费最小, 具体为:

$$f_4 = \min \sum_{t=1}^T C_t p_{d,t} \quad (24)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{s.t.} \quad \sum_{t=1}^T \Delta p_t = 0 \\ p_{d,t} = p_{bl,t} + \Delta p_t \\ p_{bl,t} = p_{b,t} + \sum_{j=1}^J P_{j,t}^I + \sum_{k=1}^K P_{k,t}^{II} + \sum_{l=1}^L P_{l,t}^{III} \end{array} \right. \quad (25)$$

其中, $p_{b,t}$ 为 t 时刻的基础负荷。

下层优化问题的约束还包括式(1)~(6)、(8)、(14)、(15)。

4 主从博弈模型的求解方法

4.1 主从博弈模型均衡点的存在性

根据逆向归纳法原理^[16], 定义准实时电价 C_t 为主体的决策变量 γ_1 , 主体的策略集可定义为:

$$R^2(\gamma_1) = \{C_t\} \quad (26)$$

DR 后的负荷 $p_{d,t}$ 为从体的决策变量 γ_2 , 则从体的策略集为对不同准实时电价的响应量:

$$R^2(\gamma_2) = \{p_{d,t}, \Delta p_t\} \quad (27)$$

显然主体和从体的策略集都是非空集、凸集和紧集。

从体目标函数为线性函数, 其凹凸性为既凸且凹, 因此在给定主体的策略后, 从体模型的最优解存在且唯一。

根据 3.2 节可将主体目标函数转化为 $\max(-f)$, 其一阶导数为:

$$\frac{\partial f}{\partial p_{i,t}} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N \left[-(2a_i p_{i,t} + b_i) \right] \quad (28)$$

$$\frac{\partial f}{\partial \Delta p_{w,t}} = \sum_{t=1}^T (-\lambda_w) \quad (29)$$

其二阶导数为:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial p_{i,t}^2} = \sum_{t=1}^N (-2a_i) \quad (30)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial (\Delta p_{w,t})^2} = 0 \quad (31)$$

由于 $a_i > 0$, 故 $-f$ 的二阶导数小于 0, 主体的目标函数为凸函数。因此当从体的策略确定后, 主体模型的最优解存在且唯一。

综上所述, 本文所提出的主从博弈模型的均衡点存在且唯一。

4.2 主从博弈模型的求解方法

教与学优化 TLBO (Teaching-Learning Based Optimization) 算法是 Rao R V 等人于 2011 年提出的一种基于种群的新型智能优化算法^[17], TLBO 算法在求解主从博弈均衡解上相较于其他算法具有效率高、控制参数少、收敛能力强、简单易行等特点。本文采用的改进型 TLBO 算法是在标准 TLBO 算法的基础上加入精英保留与最差个体替换策略, 增强算法收敛能力, 避免陷入局部最优解^[18]。

5 算例分析

5.1 算例参数说明

将修改后的 IEEE 30 节点系统作为仿真系统, 节点 1、2、5 接入 3 台机组, 具体参数见附录 A 表 A1。节点 27 接入装机容量为 70 MW 的风电电源。一个调度周期取为 24 h, 时间间隔为 1 h。风电场预测出力和负荷预测大小见附录 A 图 A2。3 类柔性负荷的数据见文献[10]。

假设系统负荷弹性系数为 -0.6, 负荷弹性系数的正向和负向最大误差水平比例系数均为 0.2, 基线负荷的正向和负向最大误差水平比例系数均为 0.05, 基础电价为 0.64 元 / (kW·h), 电价变化的上、下限为 ± 0.4 元 / (kW·h)^[19], 分段惩罚因子的选取见文献[20], 主网购电价格见文献[21]。

为了分析比较该主从博弈模型在提高社会效益和经济效益中的作用, 设置 4 个仿真场景: 场景 1, 价格型 DR 不参与系统调度; 场景 2, 价格型 DR 参与系统调度但不考虑其不确定性 (无主从博弈模型); 场景 3, 价格型 DR 参与系统调度但不考虑其不确定性 (有主从博弈模型); 场景 4, 价格型 DR 参与系统调度且考虑其不确定性 (有主从博弈模型)。

5.2 基于场景对比的主从博弈作用分析

不同场景下常规机组的发电成本、主网购电费用、弃风惩罚成本、用户电费以及弃风量如表 1 所示。不同场景下负荷响应量的预测值见图 2。场景 3 下的 3 类柔性负荷管理结果见附录 B 表 B1。

表1 不同场景下的成本对比

Table 1 Cost comparison among different scenarios

场景	弃风量 / (MW·h)	风电消 纳率 / %	弃风惩罚 成本 / 万元	主网购电 费用 / 万元	发电成 本 / 万元	用户电 费 / 万元
1	167.58	82.74	4.6935	2.4519	2.6054	7.6320
2	105.98	89.08	2.7001	2.3604	2.3352	7.1769
3	93.18	90.40	2.1562	2.1837	2.3029	7.0430
4	99.81	89.88	2.4903	2.1976	2.3283	7.0945

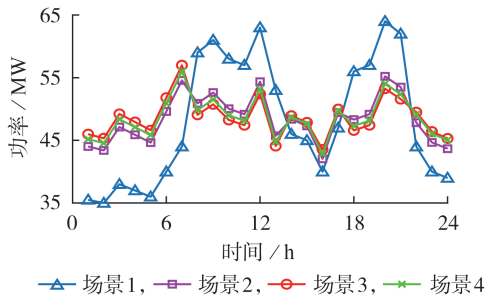


图2 各场景日负荷曲线

Fig.2 Daily load curves of each scenario

结合表1与图2可见,对比场景1和场景2的仿真结果,风电消纳率由82.74%提高到89.08%,风电使用量的提升在一定程度上减少了常规机组的运行和主网购电费用,常规机组发电成本由2.6054万元减少到2.3352万元,减少了10.37%,负荷侧的用户电费也得到降低。可见融入需求侧管理后,用户柔性负荷得到灵活运用,优化了用户负荷曲线,在减少高峰时期用电量的同时提升了用户夜间用电量,使风电消纳率得到明显提升。价格型DR参与系统调度,可在保证用户用电需求的同时,适当提高系统对风电的消纳能力,减少从主网的购电量。

通过对比分析场景2—4可知,采用主从博弈模型后,无论是否考虑其不确定性,都能够有效提高风电利用率,降低弃风惩罚成本。与不采用主从博弈模型的场景2相比,场景3的弃风惩罚成本减少了20.14%。与场景1相比,场景3的系统峰谷差由29 MW降至15.95 MW,峰谷差下降了45%,弃风量从167.58 MW·h减少到93.18 MW·h,弃风成本减少了44.40%。配电网侧主网购电费用减少了10.94%,综合成本减少了3.1080万元,总体收益增长2.508 89万元。在总体用电量不变的前提下,负荷侧电费明显减少,从7.6320万元减少到7.0430万元。

无主从博弈模型的方法与有主从博弈模型的方法均能实现负荷削减、增加新能源消纳,但有主从博弈模型的方法能使配电网侧各项成本、负荷侧用户电费均得到更明显的降低。这是由于在主、从体双方博弈的过程中,配电网侧、负荷侧之间多轮的主从博弈行为加强了配电网侧与负荷侧间的互动,深化了负荷侧DR的作用,实现了博弈双方目标的优化。

5.3 DR不确定性对系统优化运行的影响

对比场景3和场景4的计算结果,结合图3所示的弃风情况,采用主从博弈模型且考虑DR的不确定性后,风电消纳水平有所削弱,弃风量比不考虑DR不确定性时增加了5.1 MW·h,各项成本及用户电费均有所提升。这是由于场景3的调度计划没有考虑DR的不确定性,完全依据预测数据安排发电计划和购电计划,对成本期望较为乐观,而实际运行中负荷DR的不确定性会导致实际成本高于期望值。但与场景1相比,场景4的弃风量仍降低了74.4 MW·h,配电网侧弃风惩罚成本减少了49.83%,主网购电费用和常规机组发电成本均减少,达到了良好的社会环境效益。负荷侧的电费从7.6320万元减少到7.0945万元,获得了不错的经济效益。可见考虑DR的不确定性后,虽然稍微削弱了系统优化运行的能力,但该博弈模型依然能够起到削峰填谷、增加风电消纳、提升新能源利用率的作用。

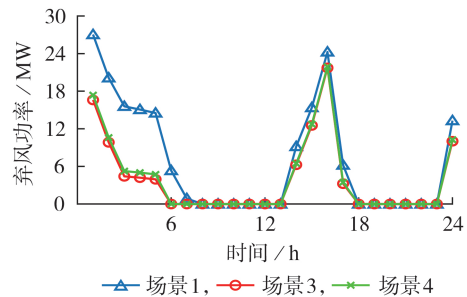


图3 场景3与场景4的弃风情况

Fig.3 Abandoned wind conditions of Scenario 3 and 4

5.4 不同负荷弹性系数对风电消纳的影响

为进一步探究DR不确定性弹性系数对风电消纳的影响,在场景3、场景4的基础上,假设系统负荷弹性系数分别为-0.2、-0.3、-0.4、-0.5、-0.6,由文献[22]可知比例系数与负荷弹性系数成正相关,因此对应的负荷弹性系数正、负向最大误差水平比例系数分别为0.1、0.125、0.15、0.175、0.2,基线负荷正、负向最大误差水平比例系数分别为-0.05、-0.025、0、0.025、0.05,其余条件均不变。考虑不同负荷弹性系数后系统各指标如表2所示。

由表2可知:无论是否计及DR的不确定性,随着负荷弹性系数绝对值的增大,弃风率不断下降,系统风电消纳能力随之提升,这是由于负荷弹性系数的提高增加了柔性负荷对电价的响应能力,从而提升了系统经济运行能力,减少了弃风,增加了风电消纳率;但计及DR的不确定性后,风电消纳率比不计及DR的不确定性时均下降,这是由于在提高柔性负荷响应水平的同时,也增加了负荷响应的不确定性,负荷弹性系数越高,其不确定性越大,越会削弱系统优化运行能力,系统消纳风电的能力随之减弱。

表2 不同负荷弹性系数下各项成本对比

Table 2 Comparison of each cost under different load elastic coefficients

是否计及 DR的不 确定性	负荷 弹性 系数	风电消 纳率/ %	弃风惩罚 成本/ 万元	主网购电 费用/ 万元	发电成 本/ 万元	用户电 费/ 万元
否	-0.2	85.59	3.9595	2.4366	2.3379	7.5009
	-0.3	86.90	3.2961	2.3239	2.3337	7.3865
	-0.4	88.07	2.9073	2.2997	2.3327	7.2720
	-0.5	89.24	2.6689	2.2651	2.3318	7.1575
	-0.6	90.40	2.1562	2.1837	2.3029	7.0430
是	-0.2	85.39	4.0097	2.4570	2.3397	7.5181
	-0.3	86.64	3.5072	2.3401	2.3376	7.4122
	-0.4	87.72	2.9788	2.3350	2.3355	7.3063
	-0.5	88.80	2.7583	2.3196	2.3336	7.2004
	-0.6	89.72	2.5201	2.1962	2.3292	7.1100

6 结论

本文提出一种考虑新能源消纳及DR不确定性的主从博弈经济模型。通过修改后的IEEE 30节点系统的仿真分析得出以下结论:

(1)引入价格型DR后,无论是否计及其响应的不确定性,采用主从博弈模型得到的斯皮尔伯格纳什均衡解对应的策略集都能够有效地降低风电弃风率,增加风电消纳,使配电网侧的运行成本、弃风惩罚成本以及负荷侧的用户电费都得到减少;

(2)计及价格型DR的响应不确定性后,虽然系统的弃风率较不计及价格型DR的响应不确定性时有小幅升高,风电消纳能力有所下降,但还是能够起到良好的风电消纳效果;

(3)在一定范围内,更大的柔性负荷弹性系数能增强系统对风电的消纳能力,但由于价格型DR自身不确定性的影响,过大的负荷弹性系数反而削弱系统优化运行能力,降低配电网分布式风电消纳率。

本文主从博弈模型能够在满足主、从体双方要求的前提下,使得双方获益最大化,对于高效合理地消纳新能源发电具有一定的参考意义。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 宁世超,吕林,刘友波,等. 高渗透率风电接入下地区高压电网转供模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(6):46-54.
NING Shichao, LÜ Lin, LIU Youbo, et al. Transfer model of regional high-voltage power system containing high penetration of wind power[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018,38(6):46-54.
- [2] 李志伟,赵书强,刘金山. 基于机会约束目标规划的风-光-水-气-火-储联合优化调度[J]. 电力自动化设备,2019,39(8):214-223.
LI Zhiwei, ZHAO Shuqiang, LIU Jinshan. Coordinated optimal dispatch of wind-photovoltaic-hydro-gas-thermal-storage system based on chance-constrained goal programming[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019,39(8):214-223.
- [3] 崔雪,邹晨露,王恒,等. 考虑风电消纳的电热联合系统源荷协

调优化调度[J]. 电力自动化设备,2018,38(7):74-81.

- CUI Xue, ZOU Chenlu, WANG Heng, et al. Source and load coordinative optimal dispatching of combined heat and power system considering wind power accommodation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018,38(7):74-81.
- [4] 李春燕,陈骁,张鹏,等. 计及风电功率预测误差的需求响应多时间尺度优化调度[J]. 电网技术,2018,42(2):487-494.
LI Chunyan, CHEN Xiao, ZHANG Peng, et al. Multi-time-scale demand response dispatch considering wind power forecast error[J]. Power System Technology, 2018,42(2):487-494.
- [5] 侯建朝,胡群丰,谭忠富. 计及需求响应的风电-电动汽车协同调度多目标优化模型[J]. 电力自动化设备,2016,36(7):22-27.
HOU Jianchao, HU Qunfeng, TAN Zhongfu. Multi-objective optimization model of collaborative WP-EV dispatch considering demand response[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016,36(7):22-27.
- [6] 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.
- [7] 牛文娟,李扬,王磊. 基于风险评估和机会约束的不确定性可中断负荷优化调度[J]. 电力自动化设备,2016,36(4):62-67,84.
NIU Wenjuan, LI Yang, WANG Lei. Optimal dispatch of uncertain interruptible loads based on risk assessment and chance constraint[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016,36(4):62-67, 84.
- [8] 罗纯坚,李姚旺,许汉平,等. 需求响应不确定性对日前优化调度影响分析[J]. 电力系统自动化,2017,41(5):22-29.
LUO Chunjian, LI Yaowang, XU Hanping, et al. Influence of demand response uncertainty on day-ahead optimization dispatching[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017,41(5):22-29.
- [9] 方燕琼,甘露,艾芊,等. 基于主从博弈的虚拟电厂双层竞标策略[J]. 电力系统自动化,2017,41(14):61-69.
FANG Yanqiong, GAN Lin, AI Qian, et al. Stackelberg game based Bi-level bidding strategy for virtual power plant[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017,41(14):61-69.
- [10] NG S K K, ZHONG J. Smart dispatch of controllable loads with high penetration of renewables[C]//IEEE PES Transmission and Distribution Conference and Exposition. Orlando, USA: IEEE, 2012:7-10.
- [11] ZHAO C Y, WANG J H, WATSON J P, et al. Multi-stage robust unit commitment considering wind and demand response uncertainties[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013,28(3):2708-2717.
- [12] 崔杨,张汇泉,仲悟之,等. 计及价格型需求响应及CSP电站参与的风电消纳日前调度[J]. 电网技术,2020,44(1):183-191.
CUI Yang, ZHANG Huiquan, ZHONG Wuzhi, et al. Day-ahead scheduling considering participation of price-based demand response and CSP plant in wind power accommodation[J]. Power System Technology, 2020,44(1):183-191.
- [13] 刘宝琰,赵瑞清,王纲. 不确定规划及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2003:154-155.
- [14] 傅利,周步祥,王小红,等. 计及用户侧响应的含风电电力系统清洁经济调度[J]. 电力系统及其自动化学报,2014,26(12):74-79.
FU Li, ZHOU Buxiang, WANG Xiaohong, et al. Environment-friendly and economic dispatching with wind farms integration and demand response[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014,26(12):74-79.

- [15] 黎静华,桑川川,甘一夫,等. 风电功率预测技术研究综述[J]. 现代电力,2017,34(3):1-11.
LI Jinghua,SANG Chuanchuan,GAN Yifu,et al. A review of researches on wind power forecasting technology[J]. Modern Electric Power,2017,34(3):1-11.
- [16] YU M,HONG S H. A real-time demand-response algorithm for smart grids:a stackelberg game approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2016,7(2):879-888.
- [17] RAO R V,SAVSANI V J,VAKHARIA D P. Teaching-learning-based optimization:a novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. Computer-Aided Design,2011,43(3):303-315.
- [18] 蒋嘉焱,李红伟,向美龄,等. 基于改进教与学算法的配电网无功优化[J]. 电网与清洁能源,2017,33(7):58-63,84.
JIANG Jiayan,LI Hongwei,XIANG Meiling,et al. Reactive power optimization of distribution power system based on improved teaching-learning optimization algorithm[J]. Power System and Clean Energy,2017,33(7):58-63,84.
- [19] 全国各省市峰谷电价汇总表[EB/OL]. [2019-05-15]. <http://chuneng.bjx.com.cn/news/20190515/980442.shtml>.
- [20] 孙凯,张新燕,周登钰,等. 含大规模新能源的现代电力系统动态经济调度研究[J]. 可再生能源,2018,36(5):771-777.
SUN Kai,ZHANG Xinyan,ZHOU Dengyu,et al. The research on dynamic economic dispatch of modern power system containing large scale new energy sources[J]. Renewable Energy Resources,2018,36(5):771-777.
- [21] 王洪坤,王守相,潘志新,等. 含高渗透分布式电源配电网灵活性提升优化调度方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(15):86-93.
WANG Hongkun,WANG Shouxiang,PAN Zhixin,et al. Optimized dispatching method for flexibility improvement of distribution network with high-penetration distributed generation[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(15):86-93.
- [22] 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):66-71,97.
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):66-71,97.

作者简介:



邱革非

邱革非(1969—),男,云南昆明人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统稳定与控制(E-mail:tsugefei@foxmail.com);

何超(1995—),男,云南建水人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统稳定与控制(E-mail:hechao@stu.kust.edu.cn);

骆钊(1986—),男,云南镇雄人,副教授,博士,通信作者,主要研究方向为区块链、电力市场、能源互联网、人工智能在电力系统中的应用(E-mail:waiting.1986@live.com)。

(编辑 王锦秀)

Economic dispatch of Stackelberg game in distribution network considering new energy consumption and uncertainty of demand response

QIU Gefei¹, HE Chao¹, LUO Zhao¹, SHEN Xin^{2,3}, LOU Yang¹, ZHANG Pengkun¹

(1. Faculty of Electric Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology,

Kunming 650500, China; 3. Metrology Center of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650041, China)

Abstract: Aiming at the current problem of low wind power consumption rate at distribution network side, Stackelberg dynamic game theory is used, and a Stackelberg game model with distribution network side as the leader and load side as the follower is proposed. A user load characteristic model is established by analyzing its characteristics. The triangular fuzzy numbers are used to describe the uncertainty of demand response, and an uncertainty model of price-type demand response is established. A Stackelberg game economic model of distribution network is built, which takes the minimum operation cost of distribution network and maximum wind power consumption at distribution network side and the lowest user electricity charge at load side as its objectives, the two objectives achieve game equilibrium by optimizing the quasi-real-time electricity price strategy set at distribution network side and the demand response strategy set at load side. A modified IEEE 30-bus system is taken as an example, and an improved teaching-learning based optimization algorithm is adopted to obtain the equilibrium solution of Stackelberg game model. Case simulation analysis shows that the proposed model can effectively improve wind power consumption ability of distribution network, reduce operation cost of distribution network and user electricity bill, and realize the optimization of social and economic benefits of both the leader and follower.

Key words: distribution network; wind power; Stackelberg game; demand response; uncertainty

附录 A:

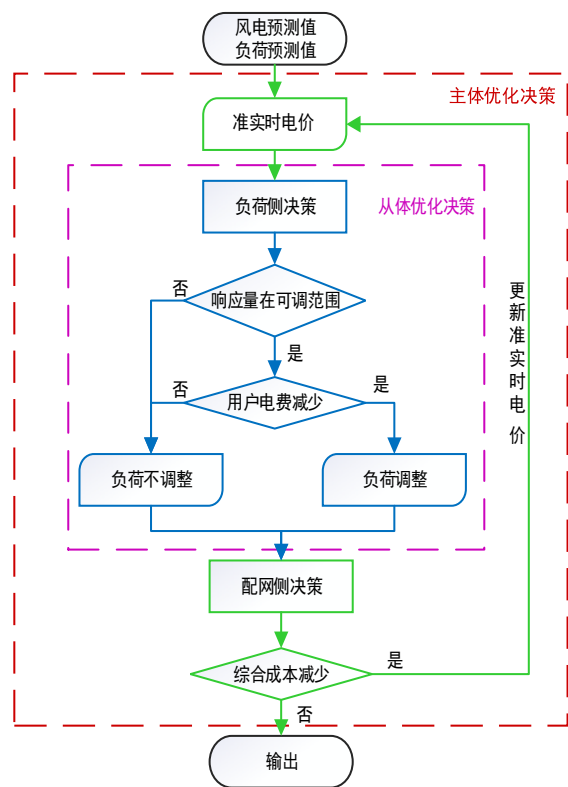


图 A1 主从博弈模型的调度框架图

Fig.A1 Dispatch framework diagram of Stackelberg game model

表 A1 发电机组参数

Table A1 Generator parameters

机组	成本函数系数			出力约束/MW		爬坡速度/ (MW·h ⁻¹)	
	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	max	min	max	min
1	0.002 75	0.20	2.25	10	0	5	5
2	0.003 34	0.17	1.60	15	0	7.5	7.5
3	0.004 50	0.22	1.40	20	0	10	10

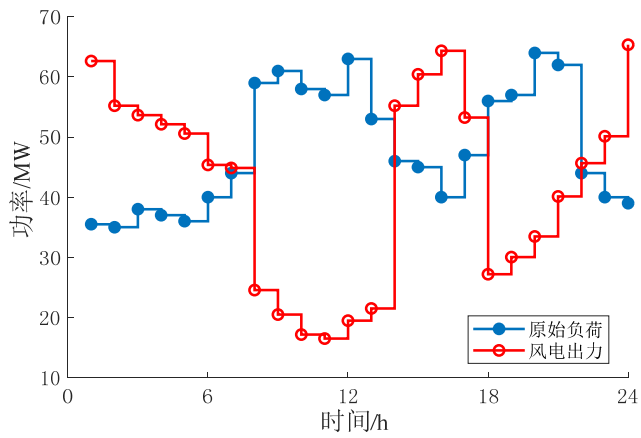


图 A2 风电出力及原始负荷曲线

Fig.A2 Wind power output and original load curves

附录 B:

表 B1 场景 3 下的 3 类柔性负荷管理结果

Table B1 Management results of three types of flexible load under Scenario 3

时间/h	I 类柔性负荷				II 类柔性负荷			III 类柔性负荷			
	1	2	3	4	1	2	3	1	2	3	4
1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
2	1	0	0	0	1	1	1	0	1	1	0
3	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
5	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0
6	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1
7	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1
8	1	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0
9	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0
13	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0
14	0	1	1	0	1	1	1	1	0	0	1
15	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	1
16	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0
17	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1
18	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1
19	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
21	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0
22	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1
23	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1
24	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0