

基于分布鲁棒优化的社区型能源系统低碳经济调度

孙旺青, 刘晓峰, 季振亚, 柏 颖, 陈雪颖

(南京师范大学南瑞电气与自动化学院, 江苏 南京 210023)

[摘要] 随着可再生能源渗透率的提高以及能源转型进程的推进, 能源系统在保证调度策略鲁棒性的同时, 也要考虑系统的绿色性和低碳性. 针对含碳捕集机组的社区型能源系统中各社区在风电功率不确定性下的最优决策问题, 提出一种非合作博弈模式下的分布鲁棒优化方法. 首先, 以运行成本最低为目标, 构建各社区的两阶段调度模型. 其次, 将风电功率的分布信息纳入到两阶段模型中, 考虑各社区之间的非合作博弈关系, 构建分布鲁棒博弈模型. 最后, 利用线性决策理论及对偶原理求解模型. 仿真结果表明, 所提分布鲁棒博弈方法可以保证博弈策略的鲁棒性, 同时也克服了鲁棒优化强保守性的问题.

[关键词] 分布鲁棒优化, 非合作博弈, 不确定性, 线性决策, 对偶原理

[中图分类号] TM715 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2022)02-0015-08

Low-carbon Economic Scheduling for Community Energy System Based on Distributionally Robust Optimization

Sun Wangqing, Liu Xiaofeng, Ji Zhenya, Bai Ying, Chen Xueying

(School of NARI Electrical and Automation, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: With the increasing penetration of renewable energy and the requirements of energy transition, green and low-carbon operation of energy system should be considered while ensuring the robustness of scheduling strategy. In this paper, a low-carbon robust scheduling method is proposed for community energy system which takes the uncertainty of wind power and the game relationship among multi-decision makers into consideration. Firstly, a two-stage scheduling model for each community is constructed. Secondly, the distribution information of wind power is incorporated into the two-stage model and the non-cooperative game relationship among communities is considered. Finally, the linear decision theory and duality principle are used to solve the model. Result shows that the proposed method can obtain the strategy with high robustness and overcome the strong conservatism of traditional robust optimization.

Key words: distributionally robust optimization, non-cooperative game, uncertainty, linear decision making, duality principle

为了应对全球气候变暖问题, 我国提出了“3060 目标”, 即二氧化碳排放力争 2030 年前达到峰值, 力争 2060 年前实现碳中和. 合理处理可再生能源出力的不确定性, 实现能源系统的低碳调度是实现我国“碳达峰”“碳中和”目标的关键^[1].

当前, 针对能源系统不确定性的处理方法包括随机优化和鲁棒优化. 随机优化需要获得随机变量的精确的概率信息, 难以在工程中直接应用, 而鲁棒优化不需要随机变量的概率信息, 以波动范围表征变量的不确定性, 通过完成最恶劣场景下的调度提高系统的鲁棒性. 文献[2]构建了多微网两阶段鲁棒优化模型, 有效减少了微网与配电网间的互动次数, 但调度结果过于保守, 不利于新能源消纳率的提高. 分布鲁棒优化是一种新兴的解决能源系统不确定性的方法, 通过寻找随机变量的最恶劣概率分布求解优化问题, 因此分布鲁棒优化可降低调度结果的保守性^[3]. 文献[4-5]采用分布鲁棒优化求解能源系统中的不确定优化问题, 结果表明分布鲁棒优化比随机优化更稳健、比鲁棒优化更经济. 此外, 也有学者对能源系统多主体之间的利益关系进行了研究, 文献[6]从合作博弈角度出发, 采用鲁棒优化求解考虑不确定性的微网调度问题. 文献[7]从多主体博弈角度出发, 应用前景理论处理用户参与电力交易时的不确定性, 但是该

收稿日期: 2022-01-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(52107100)、江苏省高等学校自然科学研究面上项目(20KJB470024).

通讯作者: 刘晓峰, 博士, 讲师, 研究方向: 智能配用电、博弈论. E-mail: liuxiaofeng@njnu.edu.cn

方法也需要随机变量的概率分布,难以直接应用。

目前关于分布鲁棒优化的研究均属于单主体决策的不确定性问题,缺少针对多主体的分布鲁棒优化的研究^[8]。事实上,一个能源系统中有多个决策主体,在实时电价的影响下,各决策主体的调度策略会受彼此影响,这是一个可由博弈理论描述的动态决策过程^[9]。鉴于此,本文以社区型能源系统为研究对象,以提高调度策略的鲁棒性、低碳性为目标,提出了一种非合作博弈模式下的分布鲁棒博弈调度方法,并利用线性决策理论及对偶原理对模型进行求解。

1 社区型能源系统模型

建立系统场景如图 1 所示,一个调度周期包含 T 个时段,社区型能源系统包含 N 个社区,各社区均配备燃烧后捕集型的碳捕集设备,如图 1 中虚线所示,碳捕集机组运行时会封存部分二氧化碳。区域电网调度中心负责用户负荷、实时电价的收集与发布。

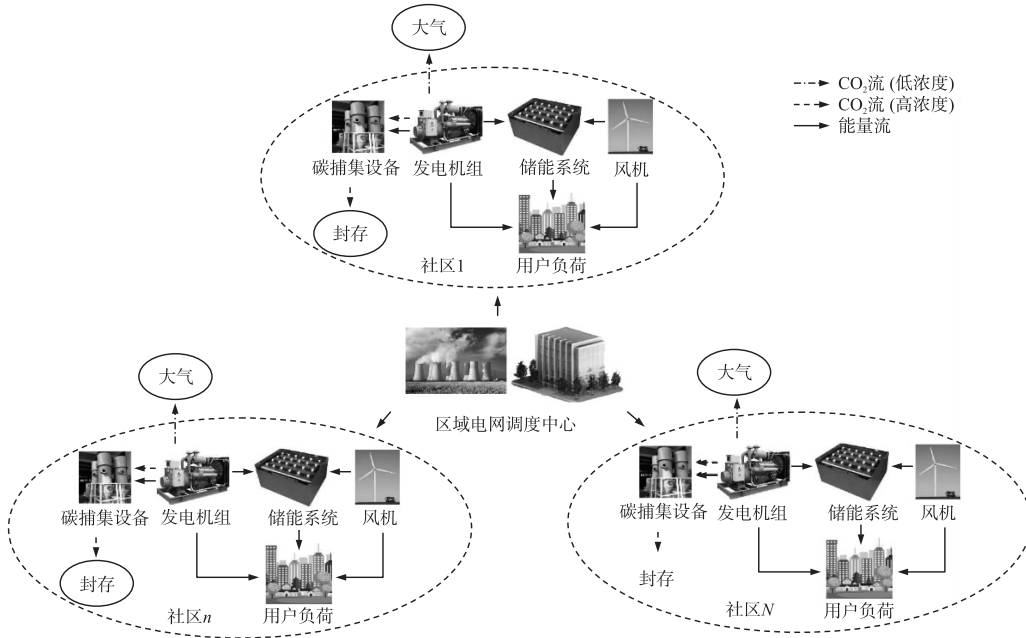


图 1 社区型能源系统场景图

Fig. 1 A conceptualized structure of energy system in communities

1.1 社区 n 日前调度模型

日前调度是基于风电功率的预测出力信息完成优化调度,社区 n 日前调度的目标函数可表示为:

$$C_n^l = \min \sum_{t \in T} C_{n,t}^{\text{grid}} + C_{n,t}^{\text{ess}} + C_{n,t}^{\text{gen}}, \quad (1)$$

$$C_{n,t}^{\text{grid}} = \eta_{n,t} (a_t p_{n,t}^{\text{buy}} + b_t) p_{n,t}^{\text{buy}} - k_t^s p_{n,t}^{\text{sell}}, \quad (2)$$

$$\eta_{n,t} = p_{n,t}^{\text{buy}} / \sum_{n \in \mathcal{N}} p_{n,t}^{\text{buy}}, \quad (3)$$

$$C_{n,t}^{\text{ess}} = k_n^{\text{opt}} (p_{n,t}^c \eta_n^c + p_{n,t}^d / \eta_n^d), \quad (4)$$

$$C_{n,t}^{\text{gen}} = C_{n,t}^{\text{pw}} + C_{n,t}^{\text{CO}_2}, \quad (5)$$

$$C_{n,t}^{\text{pw}} = k_n^{\text{alte}} p_{n,t}^{\text{alte}}, \quad (6)$$

$$C_{n,t}^{\text{CO}_2} = c_n^{\text{CO}_2} \theta_n^B E_n^G p_{n,t}^{\text{alte}} + k^{\text{CO}_2} [(1 - \theta_n^B) E_n^G p_{n,t}^{\text{alte}} - D_n p_{n,t}^{\text{alte}}]. \quad (7)$$

式中, $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$; $T = \{1, 2, \dots, T\}$; $C_{n,t}^{\text{grid}}$, $C_{n,t}^{\text{ess}}$ 和 $C_{n,t}^{\text{gen}}$ 为 t 时刻社区 n 与区域电网交互成本、储能装置使用成本及发电成本; a_t 和 b_t 为 t 时刻电价参数; k_t^s 为 t 时刻售电单价; $p_{n,t}^{\text{buy}}$ 和 $p_{n,t}^{\text{sell}}$ 为 t 时刻社区 n 购电量和售电量; $\eta_{n,t}$ 为 t 时刻社区 n 购电量占总购电量的份额; $p_{n,t}^c$ 和 $p_{n,t}^d$ 为 t 时刻社区 n 储能系统充电量和放电量; η_n^c 和 η_n^d 为社区 n 储能系统的充、放电效率; k_n^{opt} 为社区 n 储能系统单位使用成本; $C_{n,t}^{\text{pw}}$ 和 $C_{n,t}^{\text{CO}_2}$ 为社区 n 的机组发电成本和碳捕集成本; k_n^{alte} 为社区 n 机组单位发电成本; $p_{n,t}^{\text{alte}}$ 为 t 时刻社区 n 的总发电量; $c_n^{\text{CO}_2}$ 为单位捕碳成本, θ_n^B 为社区 n 机组的捕碳系数; E_n^G 为社区 n 机组单位排碳系数; k^{CO_2} 为当日碳市场交易价格; D_n 为

社区 n 机组排碳配额. 同时,日前调度过程还需满足如下约束:

$$0 \leq p_{n,t}^c \leq p_{n,\max}^c, 0 \leq p_{n,t}^d \leq p_{n,\max}^d, \quad (8)$$

$$\eta_n \left[\sum_{t=1}^T p_{n,t}^c \right] - (1/\eta_n^d) \left[\sum_{t=1}^T p_{n,t}^d \right] = 0, \quad (9)$$

$$E_n^{\min} \leq E_n^{\text{int}} + \eta_n^c \sum_{t'=1}^t p_{n,t'}^c - (1/\eta_n^d) \sum_{t'=1}^t p_{n,t'}^d \leq E_n^{\max}, \quad (10)$$

$$0 \leq p_{n,t}^{\text{buy}} \leq p_{n,\max}^{\text{buy}}, 0 \leq p_{n,t}^{\text{sell}} \leq p_{n,\max}^{\text{sell}}, \quad (11)$$

$$p_{n,t}^{\text{alte min}} \leq p_{n,t}^{\text{alte}} - r_{n,t}^-, p_{n,t}^{\text{alte}} + r_{n,t}^+ \leq p_{n,t}^{\text{alte max}}, \quad (12)$$

$$p_{n,t}^{\text{alte}} = p_{n,t}^{\text{net}} + p_{n,t}^c, p_{n,t}^c = \lambda_n^B \theta_n^B E_n^G p_{n,t}^{\text{alte}}, \quad (13)$$

$$p_{n,t}^{\text{buy}} - p_{n,t}^{\text{sell}} - p_{n,t}^c + p_{n,t}^d + p_{n,t}^{\text{net}} = l_{n,t} - p_{n,t}^{\text{wt}}. \quad (14)$$

式中, E_n^{int} 为社区 n 储能系统初始能量; $r_{n,t}^+$, $r_{n,t}^-$ 为 t 时刻社区 n 发电机组向上和向下备用容量; $p_{n,t}^{\text{alte}}$ 为 t 时刻社区 n 的总发电量; $p_{n,t}^{\text{net}}$ 为 t 时刻社区 n 的净发电量; $p_{n,t}^c$ 为 t 时刻社区 n 用于碳捕集设备的电量; λ_n^B 为社区 n 碳捕集设备的单位耗能量; $l_{n,t}$ 为 t 时刻社区 n 的负荷需求; $p_{n,t}^{\text{wt}}$ 为 t 时刻社区 n 的预测风电出力.

1.2 社区 n 日内调度模型

分布鲁棒优化会寻找出社区 n 日内风电功率的最恶劣概率分布并完成调度,从而降低不确定性对系统造成的冲击. 社区 n 日内调度的目标函数为:

$$C_n^{\text{II}} = \min_{P \in \mathcal{F}} \sup_{P} E_P \sum_{t \in \mathcal{T}} (c_{n,t}^+ p_{n,t}^+ + c_{n,t}^- p_{n,t}^- + \delta^l l_{n,t}^{\text{loss}} + \delta^w p_{n,t}^{\text{wtloss}}). \quad (15)$$

式中, E_P 为数学期望算子, δ^l , δ^w 为单位弃风成本和失负荷成本; $l_{n,t}^{\text{loss}}$, $p_{n,t}^{\text{wtloss}}$ 为 t 时刻社区 n 为弃风量和失负荷量; $c_{n,t}^+$, $c_{n,t}^-$ 为 t 时刻社区 n 发电机组实时调度成本; $p_{n,t}^+$, $p_{n,t}^-$ 为机组实时调度容量. 同时,日内调度过程还需满足如下约束:

$$0 \leq p_{n,t}^+ \leq r_{n,t}^+, 0 \leq p_{n,t}^- \leq r_{n,t}^-, \quad (16)$$

$$p_{n,t}^{\text{buy}} - p_{n,t}^{\text{sell}} - p_{n,t}^c + p_{n,t}^d + p_{n,t}^+ - p_{n,t}^- + l_{n,t}^{\text{loss}} = l_{n,t} - (p_{n,t}^{\text{wt}} + u_{n,t}^{\text{wt}}) + p_{n,t}^{\text{wtloss}}. \quad (17)$$

2 各社区间分布鲁棒博弈模型

2.1 风电功率的模糊集

分布鲁棒优化采用区间形式刻画随机变量的波动范围,风电功率波动的不确定集为

$$\mathcal{U} = \{ \mathbf{u} \in \mathbf{R}^{|\mathcal{T}|} \mid u_{n,t}^- \leq u_{n,t} \leq u_{n,t}^+, \forall n \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T} \}. \quad (18)$$

式中, $\mathbf{R}^{|\mathcal{T}|}$ 为 $|\mathcal{T}|$ 维欧氏空间, $u_{n,t}^+$ 和 $u_{n,t}^-$ 为 t 时刻社区 n 风力波动的上限和下限. 假设波动值 u 服从分布 \mathcal{P} , 模糊集 \mathcal{F} 为

$$\mathcal{F} = \{ \mathbf{P} \in \mathcal{P}(\mathbf{u} \in \mathbf{R}^{|\mathcal{T}|}) \mid E_P(\mathbf{u}) = 0, \mathbf{P}(\mathbf{u} \in \mathcal{U}) = 1, E_P(g_i(\mathbf{u})) \leq \sigma_i, \forall i \in \mathcal{I} \}. \quad (19)$$

式中, 第一行表示波动的期望值为零; 第二行表示不确定集合 \mathcal{U} 包含了 \mathbf{u} 的所有可能分布; 第三行引入分布信息来描述概率分布, \mathcal{I} 为引入的分布信息数量^[5]. 针对模糊集中的第 i 个分布信息引入辅助变量 ω_i , 模糊集 (19) 可改写为:

$$\mathcal{F}' = \{ \mathbf{P}' \in \mathcal{P}', \mathbf{u} \in \mathbf{R}^{|\mathcal{T}|}, \boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^{|\mathcal{I}|} \mid E_{P'}(\mathbf{u}) = 0, \mathbf{P}'((\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \in \mathcal{U}') = 1, E_{P'}(\omega_i) \leq \sigma_i, \forall i \in \mathcal{I} \}. \quad (20)$$

针对引入的辅助变量, 同样也应对其边界条件进行刻画, 不确定集 (18) 改写为:

$$\mathcal{U}' = \{ \mathbf{u} \in \mathbf{R}^{|\mathcal{T}|}, \boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^{|\mathcal{I}|} \mid u_{n,t}^- \leq u_{n,t} \leq u_{n,t}^+, g_i(\mathbf{u}) \leq \omega_i, \omega_i \leq \max g_i(\mathbf{u}), \forall n \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T}, i \in \mathcal{I} \}. \quad (21)$$

式中, 约束表示辅助变量不大于 $g_i(\mathbf{u})$ 的极大值. $g_i(\mathbf{u})$ 可选取分段形式表达^[10-11], 即 $g_i(\mathbf{u}) = \max \{ \mathbf{u} - \mathbf{K}_i^{\text{cut}}, 0 \}, \forall i \in \mathcal{I}, \mathbf{K}_i^{\text{cut}}$ 为常数截断值.

2.2 分布鲁棒调度模型转化

社区 n 的日前调度模型的矩阵形式可表示为

$$\min \mathbf{c}^T \mathbf{x}, \quad (22)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{A} \mathbf{x} \leq \mathbf{b}. \quad (23)$$

式中, $\mathbf{x} = [p_{n,t}^{\text{buy}}, p_{n,t}^{\text{sell}}, p_{n,t}^c, p_{n,t}^d, p_{n,t}^{\text{alte}}]^T$ 为日前调度决策向量; 约束条件对应式 (8) ~ (14). n 日内调度模型的矩阵形式表示为:

$$\min \sup_{P \in \mathcal{F}} E_P \{ \mathbf{q}^T \mathbf{y} \}, \quad (24)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{N}\mathbf{y} \leq h(\mathbf{u}). \quad (25)$$

式中, $\mathbf{y} = [p_n^+, p_n^-, l_n^{\text{loss}}, p_n^{\text{wtloss}}]^T$ 为日内调度的决策向量; 约束条件对应式(16)~(17). 函数 $h(\mathbf{u})$ 与随机变量 \mathbf{u} 的关系表示为:

$$h(\mathbf{u}) = \mathbf{h}^0 + \mathbf{h}^u \mathbf{u}. \quad (26)$$

式中, \mathbf{h}^0 为常系数向量; \mathbf{h}^u 为与随机变量 \mathbf{u} 有关的列向量. n 日内调度的决策变量同时受随机变量和辅助变量的影响, 本文采用线性决策规则逼近决策变量的取值^[12-13], 社区 n 日内调度的决策变量 \mathbf{y} 改写为:

$$\mathbf{y}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) = \mathbf{y}^0 + \mathbf{y}^u \mathbf{u} + \mathbf{y}^\omega \boldsymbol{\omega}. \quad (27)$$

式中, \mathbf{y}^0 为常系数向量; \mathbf{y}^u 为与随机变量 \mathbf{u} 有关的列向量; \mathbf{y}^ω 为与随机变量 $\boldsymbol{\omega}$ 有关的列向量. 不确定集(21)的矩阵形式可表示为:

$$\mathcal{U}' = \{(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \in (\mathbf{R}^{171} \times \mathbf{R}^{121}) \mid \mathbf{C}\mathbf{u} + \mathbf{D}\boldsymbol{\omega} \leq \mathbf{d}\}. \quad (28)$$

本文所提分布鲁棒优化模型包括式(20), (22)~(25)和(28), 该模型是无限维的 NP-Hard 问题, 难以直接求解. 本文首先将无限维问题转化为半无限规划模型:

$$\sup_{\mathbf{P} \in \mathcal{F}} \mathbf{E}_{\mathbf{P}} \{ \mathbf{q}^T \mathbf{y}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \} = \sup \int \mathbf{q}^T \mathbf{y}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \mathrm{d}f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}), \quad (29)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \int \mathbf{u} \mathrm{d}f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) = 0, & (30) \\ \int \mathrm{d}f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) = 1, & (31) \\ \int \boldsymbol{\omega}_i \mathrm{d}f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \leq \sigma_i, & (32) \\ f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \geq 0. & (33) \end{cases}$$

式中, 式(29)为式(24)内层的 $\sup(\cdot)$ 问题; $f(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega})$ 为随机变量 \mathbf{u} 和 $\boldsymbol{\omega}$ 的概率测度; 式(30)对应模糊集(20)中第一行约束; 式(31)对应模糊集(20)中第二行约束; 式(32)对应模糊集(20)中第三行约束. 利用对偶原理将式(29)~(33)转化为有限维优化问题:

$$\min \boldsymbol{\beta} + \sum_{i \in \mathcal{I}} \sigma_i \gamma_i, \quad (34)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \mathbf{u}^T \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta} + \sum_{i \in \mathcal{I}} \omega_i \gamma_i \geq \mathbf{q}^T \mathbf{y}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}), \\ \boldsymbol{\gamma} \geq 0. \end{cases} \quad (35)$$

$$(36)$$

式中, $\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}$ 为对偶变量, 依次对应式(30)~(32). 至此, 概率信息已包含到模型(34)~(36)中, 结合日前调度阶段表达式(22)~(23), 完整的两阶段分布鲁棒优化模型可转换为如下形式:

$$\min \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \boldsymbol{\beta} + \sum_{i \in \mathcal{I}} \sigma_i \gamma_i, \quad (37)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, & (38) \\ \mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{N}\mathbf{y}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \leq h(\mathbf{u}), \forall (\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \in \mathcal{U}', & (39) \\ \mathbf{u}^T \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta} + \sum_{i \in \mathcal{I}} \omega_i \gamma_i \geq \mathbf{q}^T \mathbf{y}(\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}), \forall (\mathbf{u}, \boldsymbol{\omega}) \in \mathcal{U}', & (40) \\ \boldsymbol{\gamma} \geq 0. & (41) \end{cases}$$

$$(39)$$

$$(40)$$

$$(41)$$

此时模型已经转化为不确定集为 \mathcal{U}' 的鲁棒优化模型, 可用对偶原理转换求解, 得到的鲁棒对等式为:

$$\min \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \boldsymbol{\beta} + \sum_{i \in \mathcal{I}} \sigma_i \gamma_i. \quad (42)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}, & (43) \\ \mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{N}\mathbf{y}_n^0 - \mathbf{h}^0 + \mathbf{d}^T \boldsymbol{\theta} \leq 0, & (44) \\ \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{C} \geq \mathbf{N}\mathbf{y}_n^u - \mathbf{h}^u, & (45) \\ \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{D} \geq \mathbf{N}\mathbf{y}_n^\omega, & (46) \\ \boldsymbol{\beta} - \mathbf{q}^T \mathbf{y}_n^0 - \mathbf{d}^T \boldsymbol{\lambda} \geq 0, & (47) \\ \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{C} \geq \mathbf{q}^T \mathbf{y}_n^u - \boldsymbol{\alpha}, & (48) \\ \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{D} \geq \mathbf{q}^T \mathbf{y}_n^\omega - \boldsymbol{\gamma}, & (49) \\ \boldsymbol{\gamma} \geq 0, \boldsymbol{\theta} \geq 0, \boldsymbol{\lambda} \geq 0. & (50) \end{cases}$$

$$(44)$$

$$(45)$$

$$(46)$$

$$(47)$$

$$(48)$$

$$(49)$$

$$(50)$$

式中, θ 为不确定集(28)对应式(39)的对偶变量; λ 为不确定集(28)对应式(40)的对偶变量。

2.3 分布鲁棒博弈流程

由于能源系统内各社区的调度成本受到实时电价的影响,且实时电价的数值取决于各时刻能源系统总用能需求.因此各社区的决策行为是一个相互影响的动态决策过程,本文用非合作博弈将该动态决策过程描述如下:

- (1) 参与者:社区 $n, \forall n \in \mathcal{N}$;
- (2) 策略集:各社区调度策略;
- (3) 收益函数:社区 n 参与博弈的收益 P_n ,

$$P_n(z_n, z_{-n}) = -(C_n^I + C_n^{II}). \quad (51)$$

式中, $z_n = [x_n, y_n]$ 为社区 n 的调度策略; z_{-n} 为其他社区的调度策略; C_n^I 和 C_n^{II} 分别为社区 n 日前和日内运行成本.社区参与上述非合作博弈的目标为实现自身利益最大化,当系统中所有社区收益均达到最大时,博弈即达到了 Nash 均衡状态:

$$P_n(z_n^*, z_{-n}^*) \geq P_n(z_n^*, z_{-n}), \forall n \in \mathcal{N}. \quad (52)$$

式中, (z_n^*, z_{-n}^*) 为所构建非合作博弈模型的 Nash 均衡点,各社区间分布鲁棒博弈的详细流程如图 2 所示。

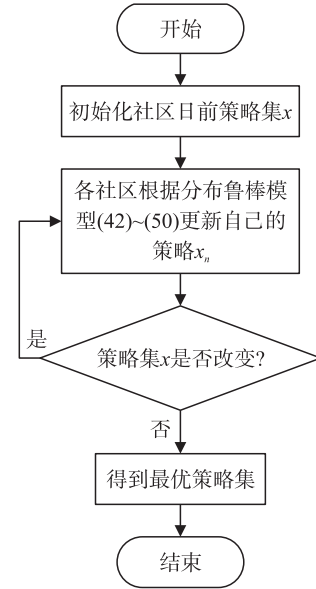


图 2 社区间分布鲁棒博弈流程图

Fig. 2 Flow chart of distributionally robust game

3 案例分析

为了验证社区型能源系统分布鲁棒博弈模型的有效性,以 $N=3$ 的社区构成的能源系统为例,根据负荷水平将一天分为 3 个时段,分别是低谷时段(0:00—6:00, 22:00—次日 4:00)、平时段(6:00—17:00)和高峰时段(17:00—22:00),低谷时段参数 $a(t)$ 和 $b(t)$ 为 0.2 和 53,平时段为 0.3 和 111,高峰时段为 0.4 和 179.考虑到各社区在地理位置上邻近,风力资源条件相近,假设各社区配置了相同容量的储能系统且风电功率相同.同时假设风电功率的波动符合均值为 0,标准差为 0.15 倍预测值的正态分布^[14],采用蒙特卡洛方法随机生成 5 000 组出力数据作为风电功率波动的测试场景.图 3 给出了各社区的风电出力期望值及波动区间,图 4 给出了各社区的负荷需求。

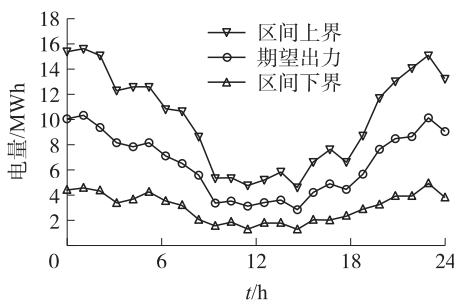


图 3 风电出力期望值

Fig. 3 Expected value of wind power output

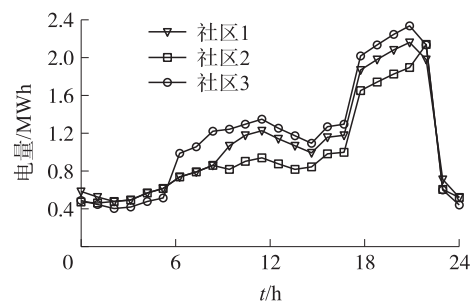


图 4 各社区负荷需求

Fig. 4 Load demand of each community

3.1 调度结果

基于以上参数配置可以对各社区完成分布鲁棒博弈调度,图 5 为各社区在非合作博弈模式下分布鲁棒优化的调度结果,从图中可以看出,各社区向区域电网的购电行为主要集中在低谷时段,此时的电价较低,有效降低了各社区的购电费用,并且未出现某一时段所有社区集中购电、对区域电网造成冲击的行为.各社区所配备的发电机组在低谷时段以较低功率运行,此时的电价较低廉且风电资源充足,而在平时段和高峰时段发电机组均以较高功率运行,因为此时的电价较高昂且风电资源相对稀缺,各社区通过自身的发电机组可以进一步降低社区的运行费用.此外,各社区储能系统的储能行为分布在低谷时段,储能系统集中在高峰时段为社区负荷供能以降低购电费用。

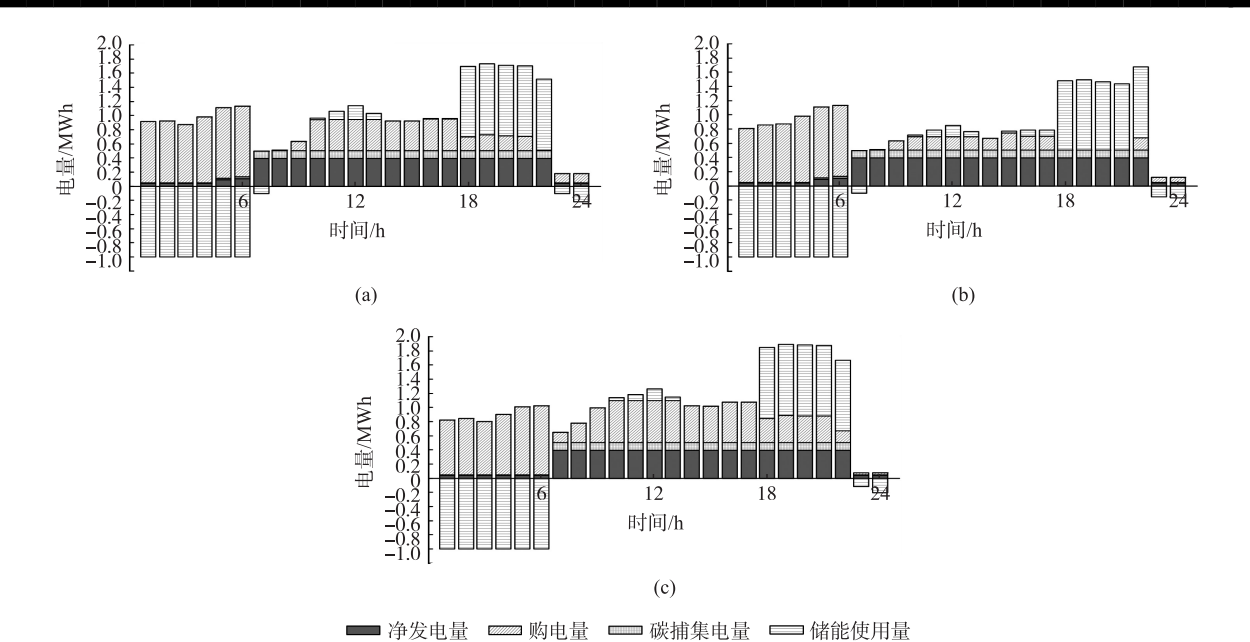


图 5 各社区分布鲁棒博弈调度结果

Fig. 5 Energy scheduling result of each community under distributionally robust game

3.2 分布鲁棒算法性能分析

表 1 给出了分布信息数量与优化结果之间的关系. 其中,成本是指风电功率处于最恶劣分布时各社区调度成本的期望值;总成本变化率指相较于上一组总成本数值的变化情况,如分布信息数量为 2 时的成本变化率是指相较于分布信息数量为 1 时的成本变化情况. 从表中可以看出,随着考虑分布信息数量的增加,本文搭建的分布鲁棒优化模型对风电功率的描述越来越接近可能的真实情况,极端情况的权重会下降,因此模型保守度会降低,社区运行成本也会得到削减. 但是运行成本不会一直降低,当考虑了 3 个分布信息时,分布鲁棒优化模型已经可以较准确地描述风电功率的概率信息,故再增加分布信息,并不会对结果产生较大改变.

表 1 分布信息数量与成本期望值之间关系

Table 1 The relationship between the amount of moment information and expectation of production costs					
分布信息数量	社区 1 成本/元	社区 2 成本/元	社区 3 成本/元	总成本/元	总成本变化率/%
1	5 616.60	3 926.90	7 036.30	16 579.80	/
2	5 611.00	3 926.10	7 021.90	16 559.00	0.13
3	5 609.30	3 926.10	7 017.40	16 552.80	0.04
4	5 609.30	3 926.10	7 017.40	16 552.80	0

此外,样本大小也会对调度结果产生较大影响,因为不同大小的样本所提供的分布信息也略有不同. 表 2 给出了 50~5 000 个样本数据时的调度结果(考虑到实际场景中,历史数据数量较匮乏,且根据表 1 可知,只选取 1 个分布信息时的调度结果也较为可信,故此处选取的分布信息数量为 1). 从表 1 可以看出,随着样本数量的增加,得到的概率分布更接近于真实值,日前调度阶段可以得到考虑更全面的调度策略,所以在日内调度阶段大大降低了运行风险及平衡费用. 同样,由于更多场景在日前调度阶段被考虑,所以日内调度阶段失负荷量也进一步被降低.

表 2 样本大小与优化结果之间关系

Table 2 The relationship between sample size and optimization results					
样本数量	日前成本/元	日内最大失负荷量/MWh	日内平均失负荷量/MWh	日内平均成本/元	总成本/元
50	15 899.1	0.140	0.004 50	834.23	16 733.33
500	15 910.1	0.098	0.000 47	769.10	16 679.20
1 000	15 920.3	0.083	0.000 32	755.75	16 676.05
5 000	15 921.9	0.036	0.000 05	754.11	16 676.00

图 6 以 50 组样本时的各项费用作为基准,更清晰地给出了不同样本大小时社区成本的变化情况. 可以

— 20 —

看出随着样本大小的增大,日前成本缓慢上升,而日内成本的下降速率较大,这是因为风电功率被描述的越准确,日内调度阶段所面临的风险就越小,因此日内调度的成本会大幅降低. 此外,从图中同样可以看出,随着样本大小达到一定程度,系统总成本便不会再降低,这是因为调度策略已经考虑了绝大部分可能性,所以再继续增加样本不会对结果造成较大影响.

3.3 方案对比

为了验证本文所提出的分布鲁棒优化模型的有效性,通过 3 个场景进行对比分析.

- 场景 1:不考虑碳捕集设备,采用分布鲁棒优化;
- 场景 2:考虑碳捕集设备,采用分布鲁棒优化;
- 场景 3:考虑碳捕集设备,采用鲁棒优化.

碳捕集设备的效益分析如表 3 所示,其中发电总量是指净发电量和用于碳捕集设备的电量之和,机组总成本是指发电机组运行的总成本(包括维持碳捕集设备运行的成本). 对比场景 1 和场景 2 可以发现,虽然加入碳捕集设备后,机组发电费会有所提高(约 25%),但通过碳捕集设备可以大大降低系统的排碳量(约 62%),在碳市场降低支付费用,因此场景 2 机组的总成本依然比场景 1 低(约 6%). 上述结果表明,碳捕集设备可以提高社区系统的低碳性与经济性.

表 3 碳捕集设备的效益分析

Table 3 Cost-benefit analysis of carbon capture equipment

	发电总量/元	发电费用/元	碳捕集费用/元	碳交易费用/元	碳净排放量/t	碳捕集量/t	机组总成本/元
场景 1	17.3	6 904	0	983	18.6	0	7 887
场景 2	21.7	8 660	245	-1 221	7.01	16.36	7 439

表 4 给出了场景 2 和场景 3 的对比,分析了鲁棒优化和分布鲁棒优化的风险偏好. 从表中可以看出,鲁棒优化的日前调度成本比分布鲁棒优化高(约 22%),且平均总成本比分布鲁棒优化高(约 21%),但最大日内调控成本比分布鲁棒优化低(约 30%),这是因为鲁棒优化更偏向于最恶劣场景下的最优调度,而分布鲁棒优化更偏向于总体的最优化调度,这两种方法分别适用于不同类型的决策场景. 在一般情况下,考虑到极端恶劣的场景非常罕见,且一般的居民社区对电能质量没有过高的要求,故分布鲁棒优化更适合社区型能源系统.

表 4 鲁棒优化和分布鲁棒优化结果对比

Table 4 Comparison of robust optimization and distributed robust optimization results

	日前成本/元	最大调控成本/元	平均调控成本/元	平均总成本/元	平均失负荷量/MWh	最大失负荷量/MWh
场景 2	15 921.9	1 618.1	754.1	16 676.0	0	0.035 6
场景 3	19 387.4	1 140.7	956.5	20 343.9	0	0.013 7

表 5 给出了合作博弈和非合作博弈优化结果对比(均考虑碳捕集设备,均采用分布鲁棒优化方法). 可以看出,合作博弈的成本要略低于非合作博弈,这是因为采用非合作博弈时,每一个决策主体都优先考虑自身利益的最大化,而采用合作博弈时,是从整体利益最大化出发,所以会存在合作剩余. 虽然采用合作博弈时总成本略低,但是实现合作博弈的前提要形成合作联盟并确定合作剩余的分配机制,一旦联盟出现利益分配不均问题就会导致联盟瓦解. 在实际场景中,考虑到决策主体的趋利性,采用合作博弈机制的难度较大,因此非合作博弈形式的分布鲁棒模型更易实现.

表 5 合作博弈和非合作博弈优化结果对比

Table 5 Comparison of cooperative and non-cooperative game optimization results

	日前成本/元	最大调控成本/元	平均调控成本/元	平均总成本/元
合作博弈	15 902.1	1 610.9	742.6	16 644.7
非合作博弈	15 921.9	1 618.1	754.1	16 676.0

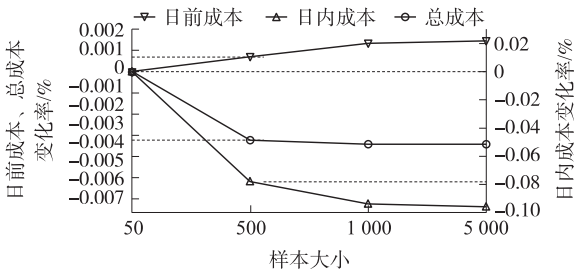


图 6 不同样本大小对成本的影响

Fig. 6 The impact of sample size on cost

4 结论

本文针对风电功率的不确定性以及能源系统内各社区间的动态决策过程,提出了一种考虑碳捕集的分布鲁棒博弈模型,经研究得出以下结论:

(1)所搭建的模型可以考虑风电功率的概率信息,在风电功率处于最恶劣分布时完成调度.模型有效降低系统运行成本,在保守性和经济性之间做到了较好的平衡.

(2)应用了碳捕集机组后,虽然会额外消耗一部分电能维持运行,但可以降低社区的碳排放并在碳市场中获利,有效完成系统的低碳经济调度.

[参考文献](References)

- [1] 米剑锋,马晓芳. 中国 CCUS 技术发展趋势分析[J]. 中国电机工程学报,2019,39(9):2537-2544.
- [2] ZHANG B, LI Q, WANG L, et al. Robust optimization for energy transactions in multi-microgrids under uncertainty[J]. Applied Energy, 2018, 217: 346-360.
- [3] 杨策,孙伟卿,韩冬,等. 考虑风电出力不确定的分布鲁棒经济调度[J]. 电网技术,2020,44(10):3649-3655.
- [4] 高晓松,李更丰,肖遥,等. 基于分布鲁棒优化的电-气-热综合能源系统日前经济调度[J]. 电网技术,2020,44(6):2245-2254.
- [5] 张亚超,黄张浩,郑峰,等. 基于风电出力模糊集的电-气耦合系统分布鲁棒优化调度[J]. 电力系统自动化,2020,44(4):44-53.
- [6] LIANG Z W, MU L H, HE C X. Robust optimal dispatch of interconnected micro-energy network based on cooperative game[J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2021, 13(4): 046302.
- [7] MEDIWATHTHE C P, SMITH D B. Game-theoretic demand-side management robust to non-ideal consumer behavior in smart grid[C]//IEEE International Symposium on Industrial Electronics 2016. Wales, Australia, 2016: 702-707.
- [8] LIU X, GAO B, ZHU Z, et al. Non-cooperative and cooperative optimization of battery energy storage system for energy management in multi-microgrid[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(10): 2369-2377.
- [9] MOHSENIAN H, WONG S, JATSKEVICH J, et al. Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2010, 1(3): 320-331.
- [10] XIONG P, JIRUTITIJARON P, SINGH C. A distribution-ally robust optimization model for unit commitment considering uncertain wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 32(1): 39-49.
- [11] ALISMAIL F, XIONG P, SINGH C. Optimal wind farm allocation in multi-area power systems using distributionally robust optimization approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 33(1): 536-544.
- [12] BEN-TAL A, GORYASHKO A, GUSLITZER E, et al. Adjustable robust solutions of uncertain linear programs[J]. Mathematical Programming, 2004, 99(2): 351-376.
- [13] 李满兰,童小娇,孙海琳. 一类分布鲁棒线性决策随机优化研究[J]. 应用数学学报,2020,43(1):129-144.
- [14] LI Z, WU W, ZHANG B, et al. A Kullback-Leibler divergence-based distributional robust optimization model for heat pump day-ahead operational schedule to improve PV integration[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(13): 3136-3144.

[责任编辑:陈 庆]