

DOI: 10.19666/j.rlfed.202403083

基于 Wasserstein 距离分布鲁棒的电解铝 负荷协同火储深度调峰方法研究

刘昕明, 王海云

(新疆大学电气工程学院可再生能源发电与并网控制教育部工程研究中心, 新疆 乌鲁木齐 830017)

[摘要] 大规模的风电并网致使现有系统调峰资源难以为继, 风电消纳受阻。为此, 文中综合考虑风电出力与电价的不确定性, 提出一种基于 Wasserstein 距离的电解铝负荷协同火储深度调峰分布鲁棒优化方法。首先, 结合电解铝的负荷特性, 计及储能辅助火电机组优化深度调峰容量, 建立了电解铝负荷协同火储深度调峰的电力系统优化框架; 其次, 借鉴 Wasserstein 距离的分布鲁棒模型的思想, 构建了上级电网购售电价与可再生能源出力的 Wasserstein 模糊集约束, 设计了电解铝负荷协同火储深度调峰的分布鲁棒优化模型; 最后, 通过仿真分析验证了所提方法可有效降低系统运行成本, 改善系统调峰压力, 促进风电消纳, 通过对比分析验证了其方法的经济性和鲁棒性。

[关键词] Wasserstein 距离; 电解铝负荷; 深度调峰; 分布鲁棒; 不确定性

[引用本文格式] 刘昕明, 王海云. 基于 Wasserstein 距离分布鲁棒的电解铝负荷协同火储深度调峰方法研究[J]. 热力发电, 2024, 53(8): 152-162. LIU Xinming, WANG Haiyun. Deep peak shaving method of electrolytic aluminum load cooperating with thermal power and energy storage system based on Wasserstein distance distribution robust[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(8): 152-162.

Deep peak shaving method of electrolytic aluminum load cooperating with thermal power and energy storage system based on Wasserstein distance distribution robust

LIU Xinming, WANG Haiyun

(Engineering Research Center of Education Ministry for Renewable Energy Power Generation and Grid Connection, College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China)

Abstract: The large-scale integration of wind power into grid makes it difficult to sustain the peak regulation resources of the existing system, and the wind power consumption is hindered. Therefore, considering the uncertainty of wind power output and electricity price, it proposes a distribution robust optimization method for deep peak regulation of electrolytic aluminum load cooperating with thermal power and energy storage system based on Wasserstein distance. Firstly, combined with the load characteristics of electrolytic aluminum, considering the optimization of deep peak regulation capacity of the energy storage auxiliary thermal power units, an electric power system optimization framework for deep peak shaving of the electrolytic aluminum load and thermal power-energy storage system is established. Secondly, drawing on the idea of the robust model of Wasserstein distance distribution, the Wasserstein fuzzy set constraint of the purchase and sale price of the upper power grid and the output of renewable energy is constructed, and the distribution robust optimization model for deep peak regulation of the electrolytic aluminum load and thermal power-energy storage system is designed. Finally, simulation is performed to verify that the proposed method can effectively improve the peak regulation

收稿日期: 2024-03-12

基金项目: 新疆维吾尔自治区重点研发计划 (2022B01020-3)

Supported by: Key Research and Development Program of Xinjiang Uygur Autonomous Region (2022B01020-3)

第一作者简介: 刘昕明 (1995), 男, 硕士研究生, 主要研究为电力系统及其自动化, 991213871@qq.com.

通信作者简介: 王海云 (1973), 女, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为可再生能源发电与并网技术研究, 327028229@qq.com.

pressure, reduce the operating cost of the system, and promote the consumption of wind power. The economics and robustness of the method are verified by comparative analysis.

Key words: Wasserstein distance; electrolytic aluminum load; deep peak shaving; robust distribution; uncertainty

随着全球对新能源的重视度日益提高,风电等清洁能源在能源结构中的比重不断上升^[1]。然而,风电出力的间歇性、反调峰特性对电力系统的稳定运行带来了严峻挑战,电网峰谷差等问题也愈发突出^[2]。储能系统与火机组的协同调峰已成为当前应对这类挑战的研究热点^[3]。同时,大型工业企业可调度的柔性负荷也成为调节电网峰谷差的重要资源^[4]。

在当前的学术领域,诸多学者已针对不同类型柔性负荷参与调度的作用和负荷对电价响应参与系统调节等多个方面展开了深入的研究^[5-6],然而企业用户的调峰能力有待更加深入挖掘^[7]。值得注意的是,已有很多专家学者关注电解铝等高载能企业负荷有响应容量大,易于调节的调度潜力^[8]。同时,电网侧通过价格型机制引导企业侧自主调节出力,从而企业获得一些经济补偿或者电价优惠^[9],或者,通过由综合能源供应商承担区域综合能源系统的能源供应及运营,实现能源的高效利用^[10]。

在优化调度过程中存在不确定因素的影响,如新能源出力^[11]、上级电网电价^[12]等不确定因素,但同时考虑可再生能源与电价不确定性相对较少。文献[13]考虑源荷不确定性,构建基于矩的模糊集合,考虑模糊集合内的“最坏情况”分布,以最小化系统建设、维护和运行成本同时减少碳排放为目标函数的多目标分布鲁棒优化模型。文献[14]采用笛卡尔积组合后的典型场景集描述风电出力、市场电价等多种不确定性,采用条件风险价值衡量不确定性导致的市场风险,价格接受者角度提出了水电联合风电参与现货市场的竞价模型。文献[15]针对源-荷不确定性构造基于 Wasserstein 距离的概率分布模糊集,并考虑极限场景修正该模糊集提高模糊集的鲁棒性,建立分布鲁棒优化调度模型,验证了考虑极限场景的分布鲁棒优化方法具有较强的鲁棒性。文献[16]采用机会约束与鲁棒优化方法处理风光与电价的不确定性,基于纳什谈判理论建立了多微网电能合作运行优化模型,提出了考虑电价不确定性和博弈欺诈行为的多微网电能合作运行优化策略,有效提高了各主体的运行效益和应对不确定风险的能力。当获得大量可靠的数据或概率模型时,随机优化(SO)是一种可行的选择,SO需获取真实

概率分布,但概率分布难以准确预知,应用成效有限^[17]。鲁棒优化(RO)不需要真实概率分布,数据获取简单准确^[18],但结果过于保守。而分布鲁棒优化(DRO)融合SO和RO的优缺点,考虑不确定参数对决策变量的影响,降低保守性^[19-20]。

本文将综合考虑风电出力与电价不确定性,采用 Wasserstein 距离分布鲁棒的方法分析不确定性,结合电解铝负荷的可调节特性及火储系统参与深度调峰,提出一种基于 Wasserstein 距离分布鲁棒的电解铝负荷协同火储深度调峰优化方法,建立以系统运行总成本最低为目标函数的电解铝负荷协同火储深度调峰的分布鲁棒模型,通过对比分析不同情景的优化结果,验证所提模型的经济性,对比分析不同方法的优化结果,验证所提方法的鲁棒性。

1 电解铝负荷与储能协同火电深度调峰原理与建模

1.1 协同深度调峰原理

本文建立含高比例可再生的区域电力系统,其主要由上级电网、火电机组、风电机组、电解铝厂、电储能设备 5 部分构成,具体如图 1 所示。

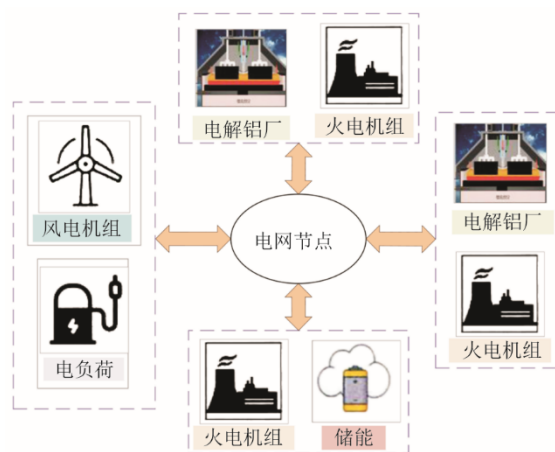


图 1 系统结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of the system structure

上级电网作为一个理想系统有充足的能量供给以支撑配电系统交易运行。风电机组的输出功率受自然条件等因素的影响,具有随机性、波动性、间歇性,其发电量占比大于 30%。火电机组的输出功率可在一定范围内进行灵活调节满足系统的调峰

需求。电解铝厂作为柔性负荷参与调度,具有响应容量大,调节速度快的特点,对系统调节压力有很大的缓冲作用。电储能设备可以根据系统的需求对电量进行存储和释放,削峰填谷,具有较高灵活性。

协同深度调峰框架示意如图2所示。图2中: $P_{G,i,max}$ 为机组出力上限; $P_{G,i,min}$ 为常规出力下限,其值为出力上限的50%; $P_{G,i,a}$ 、 $P_{G,i,b}$ 分别为不投油、投油深度调峰出力最小值,分别取出力上限的40%、30%。图2中所需满足的功率平衡关系为:

$$P_{G,t} + P_{W,t} = P_{load,t} + P_{ch,t} - P_{dis,t} + P_{Al,t} \quad (1)$$

式中: $P_{G,t}$ 为火电机组总出力; $P_{W,t}$ 为风电出力; $P_{load,t}$ 为基础负荷; $P_{ch,t}$ 、 $P_{dis,t}$ 为储能充电放电功率; $P_{Al,t}$ 为电解铝负荷。

通过分析可得,当风电呈现反调峰特性时,净负荷峰谷差增大,当火电机组调峰能力不足以承担低负荷时,电解铝负荷参与调度,降低负荷峰谷差,减低系统的调峰压力,同时结合火电侧配置相应的储能容量能够优化深度调峰容量^[21],进一步减小系统净负荷的峰谷差,降低火电机组的调峰压力。

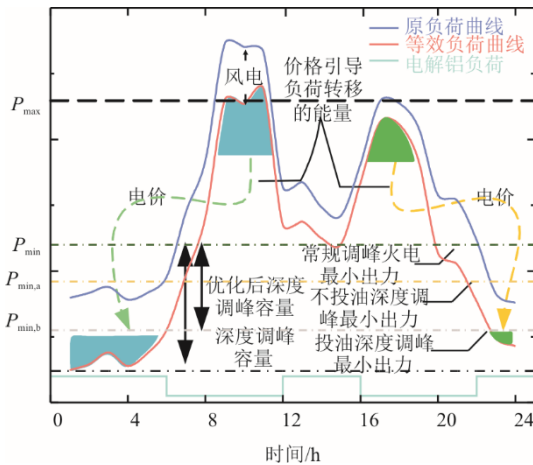


图2 协同深度调峰框架示意

Fig.2 Schematic diagram of the synergistic deep peak shaving

1.2 电解铝负荷调节特性

电解铝负荷具有容量大、响应快的特点,在生产过程中,用电成本在产品总值中占比很大,若是在一定时间范围内提高或降低一定的负荷,只会对产量造成影响,不会影响产品质量,调节范围在额定容量的85%~110%可以参与需求响应^[22]。电解铝负荷模型如式(2)一式(5)所示。

1) 调节功率约束

$$P_{load,min,j} \leq P_{load,j,t} \leq P_{load,max,j} \quad (2)$$

式中: $P_{load,max,j}$ 、 $P_{load,min,j}$ 分别为第*i*个电解铝厂保运行功率上、下限; $P_{load,j,t}$ 为当前实际运行功率。

2) 爬坡约束

$$R_{load,down} \leq P_{load,j,t} - P_{load,j,t-1} \leq R_{load,up} \quad (3)$$

式中: $R_{load,up}$ 、 $R_{load,down}$ 分别为上爬坡、下爬坡的最大值。

3) 调节时间约束

由于铝电解过程中频繁调节,会影响产品的质量,因而需对其调节时间进行限制,约束如下:

$$\begin{cases} -MZ_{j,t} \leq P_{load,j,t} - P_{load,j,t-1} \leq MZ_{j,t} \\ \sum_t^{t+T_{j,on}} (1 - Z_{j,t}) \geq T_{j,on} - 1 \quad t \in [1, T - T_{j,on} + 1] \end{cases} \quad (4)$$

式中: $Z_{j,t}$ 为时刻*t*电解铝厂*j*的调节状态,为0-1变量(0表示不调节,1表示调节); $T_{j,on}$ 为负荷调节最小维持时长; M 为数值较大的常数。

4) 产量约束

$$\sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^J P_{load,j,t} \Delta t \geq kE_N \quad (5)$$

式中: k 为能耗系数; E_N 为产量要求; J 为电解铝厂数量。

1.3 火电机组深度调峰模型

火电机组的调峰过程分为常规调峰、不投油深度调峰和投油深度调峰3个阶段^[23-24],其调峰全过程成本阶段表示如下。

常规调峰阶段,火电机组运行成本为:

$$f_{coal} = a_i (P_{G,i,t})^2 + b_i P_{G,i,t} + c_i \quad (6)$$

式中: $P_{G,i,t}$ 为第*i*台火电机组在时刻*t*的有功出力; a_i 、 b_i 、 c_i 为煤耗系数。

深度调峰阶段,火电机组会存在寿命损耗,其寿命损耗成本为:

$$f_{abr} = \beta S_{unit} / (2N_f (P_{G,i,t})) \quad (7)$$

式中: β 为运行系数; $N_f(P_{G,i,t})$ 为转子致裂循环次数; S_{unit} 为购机成本,取3464元/kW。

处于投油深度调峰阶段时,需要投入助燃油,其投油成本为:

$$f_{oil} = \gamma_{oil} Q_{t,oil} \quad (8)$$

式中: γ_{oil} 为油耗系数; $Q_{t,oil}$ 为油耗量,取为4.8 t/h。

综上,火电机组参与调峰过程全运行成本为:

$$f_{g,i,t} = \begin{cases} f_{coal}, & P_{G,i,min} < P_{G,i,t} \leq P_{G,i,max} \\ f_{coal} + f_{abr}, & P_{G,i,a} < P_{G,i,t} \leq P_{G,i,min} \\ f_{coal} + f_{abr} + f_{oil}, & P_{G,i,b} \leq P_{G,i,t} \leq P_{G,i,a} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $P_{G,i,\max}$ 为机组出力上限; $P_{G,i,\min}$ 常规出力下限, 其值为出力上限的 50%; $P_{G,i,a}$ 、 $P_{G,i,b}$ 分别为不投油、投油深度调峰出力最小值, 分别取出力上限的 40%、30%。

由文献[24]引入状态变量, 具体如式(10)所示:

$$f_{g,i,t} = (L_{i,t} + M_{i,t} + K_{i,t})f_{\text{coal}} + (M_{i,t} + K_{i,t})f_{\text{abr}} + K_{i,t}f_{\text{oil}} \quad (10)$$

式中: $L_{i,t}$ 为基本调峰的 0-1 变量; $M_{i,t}$ 、 $K_{i,t}$ 分别为不投油、投油深度调峰的 0-1 变量; 常规机组中, $L_{i,t}$ 的值恒为 1。

火电机组调峰时可能会存在机组启停, 其启停操作存在损耗, 火电机组的启停调峰成本模型为:

$$h_{g,i,t} = v_{g,i,t} \times (1 - v_{g,i,t-1}) \times D_{g,i,\text{on}} + v_{g,i,t-1} \times (1 - v_{g,i,t}) \times D_{g,i,\text{off}} \quad (11)$$

$$v_{g,i,t} = L_{i,t} + M_{i,t} + K_{i,t}$$

式中: $h_{g,i,t}$ 为第 i 台机组时刻 t 的启停成本; $D_{g,i,\text{on}}$ 、 $D_{g,i,\text{off}}$ 分别为机组启动、机组停机的成本系数; $v_{g,i,t}$ 为第 i 台机组时刻 t 的启停状态, 为 0-1 变量。

1.4 储能系统模型

储能系统的荷电状态和充放电功率约束如下:

$$\begin{cases} S_{e,1} = S_{e,0} + \eta_{\text{ech}} P_{\text{ech},1} - P_{\text{edis},1} / \eta_{\text{edis}} \\ S_{e,2:24} = S_{e,1:23} + \eta_{\text{ech}} P_{\text{ech},2:24} - P_{\text{edis},2:24} / \eta_{\text{edis}} \\ S_{e,24} = S_{e,0} \\ S_{e,\min} \leq S_{e,t} \leq S_{e,\max} \\ 0 \leq P_{\text{ech},t} \leq \mu_{\text{ch}} P_{\text{ech},\max} \\ 0 \leq P_{\text{edis},t} \leq \mu_{\text{dis}} P_{\text{edis},\max} \\ \mu_{\text{ch}} + \mu_{\text{dis}} \leq 1 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $S_{e,t}$ 为时刻 t 的储电容量; η_{ech} 、 η_{edis} 分别为储能充放电效率; $P_{\text{ech},t}$ 、 $P_{\text{edis},t}$ 分别为时刻 t 的充放电功率; μ_{ch} 、 μ_{dis} 为充放电状态; $S_{e,\max}$ 、 $S_{e,\min}$ 分别为储电容量上、下限; $P_{\text{ech},\max}$ 、 $P_{\text{edis},\max}$ 分别为充、放电功率上限。

2 基于 Wasserstein 距离的电解铝负荷协同火储深度调峰的分布鲁棒模型

2.1 上级电网购电价与风电出力的 Wasserstein 模糊集约束

考虑电网购电价和风电出力的不确定性对系统的影响, 基于 Wasserstein 距离分布鲁棒的原理, 构建上级电网购电价与风电出力的 Wasserstein 模糊集约束, 为后续电功率平衡处理和目标函数模型

转换奠定基础。

2.1.1 基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒原理

采用基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒方法处理不确定性变量, 该方法是通过 Wasserstein 距离衡量真实概率分布与经验分布的距离, 从而构建概率分布的不确定集合^[25]。

Wasserstein 距离定义为:

$$d_W(P_N, P) = \min_{\Phi} \int_{\Xi^2} \|\theta - \xi\| \Phi(d\theta, d\xi) \quad (13)$$

式中: P_N 为经验分布, 本文将不确定变量 N 组样本数据 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\}$ 的均匀分布作为 P_N ; P 为真实概率分布; θ 、 ξ 分别为服从 P_N 和 P 分布的随机变量; Φ 为 θ 和 ξ 的联合概率分布; Ξ 为随机变量支撑集。

基于 Wasserstein 距离构建 1 个不确定性变量的模糊集, 即不确定性集合:

$$B_\varepsilon(P_N) = \{P: P(\xi \in \Xi) = 1\} \cap \{P: d_W(P_N, P) \leq \varepsilon\} \quad (14)$$

式中: ε 为 Wasserstein 球的半径, 即概率分布空间球体的半径。该模糊集是 1 个以 P_N 为中心, 以 ε 为半径概率分布空间的球体, 随机变量以较高置信水平包含在这个球体内。其中, Wasserstein 球半径和置信水平之间的关系为:

$$\begin{cases} P\{d_W(P_N, P) \leq \varepsilon\} \geq \rho = 1 - \exp\left(-N \frac{\varepsilon^2}{2H^2}\right) \\ \varepsilon = H \sqrt{\frac{2}{N} \ln\left(\frac{1}{1-\rho}\right)} \\ H = \min_{\eta \geq 0} 2 \sqrt{\frac{1}{2\eta} \left[1 + \ln\left(\frac{1}{N} \sum_{m=1}^N e^{\eta|\theta_m - \mu|^2}\right)\right]} \end{cases} \quad (15)$$

式中: ρ 为置信水平; H 和 η 为辅助变量; $|\theta_m - \mu|^2$ 为样本 θ_m 与样本均值 μ 间的 l_1 范数平方。

2.1.2 上级电网电价的 Wasserstein 模糊集约束

基于上述理论, 可以建立上级电网电价预测值的 Wasserstein 模糊集约束:

$$\begin{cases} d_W(\hat{p}_{\text{buy},t}, \tilde{p}_{\text{buy},t}) = \min_{\Phi_b} \int_{\Xi^2} \|\theta_b - \xi_b\| \Phi_b(d\theta_b, d\xi_b) \\ \leq \kappa_b \\ P\{d_W(\hat{p}_{\text{buy},t}, \tilde{p}_{\text{buy},t}) \leq \kappa_b\} \geq \rho_b \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} d_W(\hat{p}_{\text{sell},t}, \tilde{p}_{\text{sell},t}) = \min_{\Phi_s} \int_{\Xi^2} \|\theta_s - \xi_s\| \Phi_s(d\theta_s, d\xi_s) \\ \leq \kappa_s \\ P\{d_W(\hat{p}_{\text{sell},t}, \tilde{p}_{\text{sell},t}) \leq \kappa_s\} \geq \rho_s \end{cases} \quad (17)$$

式中： $\hat{p}_{buy,t}$ 、 $\hat{p}_{sell,t}$ 分别为上级电网购、售电电价样本的概率分布； $\tilde{p}_{buy,t}$ 、 $\tilde{p}_{sell,t}$ 分别为上级电网购、售电电价预测值的恶劣概率分布； κ_b 、 κ_s 分别为上级电网购、售电价 Wasserstein 球的半径； ρ_b 、 ρ_s 分别为上级电网购、售电价的置信水平。

2.1.3 风电出力的 Wasserstein 模糊集约束

基于上述理论，可以建立风电出力预测值的 Wasserstein 模糊集约束：

$$\begin{cases} d_W(\hat{P}_{re,t}, \tilde{P}_{re,t}) = \min_{\Phi_{re}} \int_{\Xi^2} \|\theta_{re} - \zeta_{re}\|_1 \Phi_{re}(d\theta_{re}, d\zeta_{re}) \\ \leq \kappa_{re} \\ P\{d_W(\hat{P}_{re,t}, \tilde{P}_{re,t}) \leq \kappa_{re}\} \geq \rho_{re} \end{cases} \quad (18)$$

式中： $\hat{P}_{re,t}$ 、 $\tilde{P}_{re,t}$ 分别为风电出力样本的概率分布、出力预测值的恶劣概率分布； κ_{re} 为 Wasserstein 球的半径； ρ_{re} 为置信水平。

2.2 电解铝负荷协同火储深度调峰优化模型

2.2.1 目标函数

本文以系统运行总成本最小为目标函数，包含火电机组运行成本、启停成本、购售电成本、储能充放电成本，深度补偿收益，弃风惩罚成本。模型表示为：

$$\begin{aligned} f_1 = & \sum_{t=1}^T (f_{g,i,t} + h_{g,i,t}) + \sum_{t=1}^T f_{s,t} + \beta \sum_{t=1}^T P_{rew,c,t} + \\ & \sum_{t=1}^T C_{g,i,t,peak} - \sum_{t=1}^T (\tilde{p}_{sell,t} P_{sell,t} - \tilde{p}_{buy,t} P_{buy,t}) \\ & f_{s,t} = \partial_e (P_{ech,t} + P_{edis,t}) \\ & \sum_{t=1}^T P_{rew,c,t} = \sum_{t=1}^T P_{w,bound,t} - \sum_{t=1}^T P_{rew,g,t} \end{aligned} \quad (19)$$

式中： $f_{g,i,t}$ 为火电机组 i 的运行成本； $h_{g,i,t}$ 为机组 i 的启停成本； $f_{s,t}$ 为储能运行成本； ∂_e 为储能成本系数； $P_{rew,c,t}$ 为弃风电量； $P_{rew,g,t}$ 为实际风电上网功率； β 为弃风惩罚成本； $P_{w,bound,t}$ 为风电最恶劣下界值的下限变量； $C_{g,i,t,peak}$ 为深度调峰机组的补偿收益，可表示为：

$$C_{g,i,t,peak} = M_{i,t} \gamma_{g,M,peak} P_{G,i,t} + K_{i,t} \gamma_{g,K,peak} P_{G,i,t} \quad (20)$$

式中： $\gamma_{g,M,peak}$ 、 $\gamma_{g,K,peak}$ 分别为不投油、投油深度调峰的补偿成本系数。

2.2.2 约束条件

1) 常规火电机组的出力上下限约束

$$P_{G,i,min} \leq P_{G,i,t} \leq P_{G,i,max} \quad (21)$$

式中： $P_{G,i,max}$ 、 $P_{G,i,min}$ 分别为第 i 台火电机组出力的

上、下限。

2) 火电机组的其他相关约束

$$P_{R,down,G,i} \leq P_{G,i,t} - P_{G,i,t-1} \leq P_{R,up,G,i} \quad (22)$$

$$0 \leq L_{i,t} + M_{i,t} + K_{i,t} \leq 1 \quad (23)$$

$$P_{G,i,t} \leq L_{i,t} P_{G,i,max} + M_{i,t} P_{G,i,min} + K_{i,t} P_{G,i,a} \quad (24)$$

$$P_{G,i,t} \geq L_{i,t} P_{G,i,min} + M_{i,t} P_{G,i,a} + K_{i,t} P_{G,i,b}$$

$$(v_{g,i,t-1} - v_{g,i,t})(T_{on,i,t-1} - T_{on,i}) \geq 0 \quad (25)$$

$$(v_{g,i,t} - v_{g,i,t-1})(T_{off,i,t-1} - T_{off,i}) \geq 0$$

式中： $P_{R,up,G,i}$ 、 $P_{R,down,G,i}$ 分别为火电机组 i 的上爬坡、下爬坡的最大值； $T_{on,i}$ 、 $T_{off,i}$ 分别为火电机组 i 的最小连续启、停时间； $T_{on,i,t-1}$ 、 $T_{off,i,t-1}$ 分别为火电机组 i 的持续启、停时间。

3) 与外电网交互约束

系统与外电网进行电能交互，其模型如下：

$$\begin{cases} 0 \leq P_{sell,t} \leq \mu_{sell} P_{sell,grid,max} \\ 0 \leq P_{buy,t} \leq \mu_{buy} P_{buy,grid,max} \\ \mu_{buy} + \mu_{sell} \leq 1 \end{cases} \quad (26)$$

式中： $P_{buy,t}$ 、 $P_{sell,t}$ 分别为系统向外电网的购电量与售电量； $P_{buy,grid,max}$ 、 $P_{sell,grid,max}$ 为系统向外电网购、售电的上限； μ_{buy} 、 μ_{sell} 分别为购、售电的状态位。

4) 电功率平衡约束

为了处理随机风电出力的不确定性，用以下机会约束式表示：

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_{N_w}} \mathbb{P} \left[\begin{array}{l} P_{load,t} - \sum_{i=1}^{N_G} P_{G,i,t} + P_{ech,t} - P_{edis,t} + P_{sell,t} \\ -P_{buy,t} + P_{load,1,t} + P_{load,2,t} \leq \tilde{P}_{w,abound,t} \end{array} \right] \geq \rho_{re} \quad (27)$$

式中： $P_{load,t}$ 为系统电负荷； $\tilde{P}_{w,abound,t}$ 为风电出力最恶劣下界值； $P_{load,1,t}$ 、 $P_{load,2,t}$ 分别为电解铝厂 1、电解铝厂 2 的电功率。

3 模型求解

基于上述小节的分布鲁棒 Wasserstein 距离约束以及源荷协调优化模型，将机会约束的电功率平衡约束以及该源荷协调优化模型进行等效处理，构建分布鲁棒的功率平衡约束及源荷协调深度调峰分布鲁棒模型。

3.1 功率平衡约束处理

风电出力的机会约束 (式(27)) 可直接 DRO 方法转换为可直接计算的形式^[26]。然而，随着历史样

本数量的增加, 这种直接方法会带来沉重的计算负担, 故需要进行简化计算以提高计算效率。使用风电最恶劣下界 $P_{w, \text{bound}, t}$ 的下限变量 $\underline{P}_{w, \text{bound}, t}$ 重写如下:

$$\inf_{\mathbb{P} \in \mathcal{P}_{N_w}} \mathbb{P} \left[\underline{P}_{w, \text{bound}, k} \leq \tilde{P}_{w, \text{bound}, k} \right] \geq \rho_{\text{re}} \quad (28)$$

$$P_{\text{load}, t} - \sum_{i=1}^{N_G} P_{G, i, t} + P_{\text{ech}, t} - P_{\text{edis}, t} + P_{\text{sell}, t} - P_{\text{buy}, t} + P_{\text{load}, 1, t} + P_{\text{load}, 2, t} \leq \underline{P}_{w, \text{bound}, t} \quad (29)$$

为获取风电出力的严格下限, 根据文献[27], 风电分布鲁棒机会约束使用 DRO 方法的重新表述如下:

$$\begin{cases} \max_{P_{w, \text{bound}, t}} \sum_t \underline{P}_{w, \text{bound}, t} & \text{s.t. } \alpha N_w v - \sum_{m=1}^{N_w} z_m \geq \epsilon_w N_w \\ -\underline{P}_{w, \text{bound}, t} + \hat{P}_{w, \text{bound}, t, m} + M q_m \geq v - z_m \\ M(1 - q_m) \geq v - z_m \\ q_m \in \{0, 1\}, z_m \geq 0 \end{cases} \quad (30)$$

式中: $\hat{P}_{w, \text{bound}, t, m}$ 为样本集 $\{\hat{P}_{w, \text{bound}, t, 1}, \hat{P}_{w, \text{bound}, t, 2}, \dots, \hat{P}_{w, \text{bound}, t, N_w}\}$; N_w 为随机风力发电输出的样本数, 取为 5; v, z_m, q_m 为辅助变量; M 为一个很大的常数; ϵ_w 为风力发电输出相关的 Wasserstein 球的半径。

3.2 目标函数模型转换

结合上述模型, 充分考虑电力市场购、售电价

$$\begin{cases} \min \left[\sum_{i=1}^{N_G} \sum_{t=1}^T (f_{g, i, t} + h_{g, i, t} + f_{s, t} + C_{g, i, t, \text{peak}}) + \sum_{l \in T} (\lambda_{l, 1} \kappa_s + \lambda_{l, 2} \kappa_b) + \beta \sum_{t=1}^T P_{\text{rew}, c, t} - \sum_{t \in T} \left[P_{\text{sell}, t} \frac{1}{|N_{\text{price}}|} \sum_{l \in N_{\text{price}}} (\hat{p}_{\text{sell}, l, t}) - P_{\text{buy}, t} \frac{1}{|N_{\text{price}}|} \sum_{l \in N_{\text{price}}} (\hat{p}_{\text{buy}, l, t}) \right] \right] \\ \lambda_{l, 1} \geq P_{\text{sell}, t}, \lambda_{l, 2} \geq P_{\text{buy}, t}, \lambda_{l, 1} \geq 0, \lambda_{l, 2} \geq 0 \end{cases} \quad (33)$$

上述模型可采用 GUROBI 求解器求解。

4 案例分析

4.1 基础数据

本文算例中某区域电网风电总装机容量为 800 MW; 火电机组 1、火电机组 2 容量分别为 200、300 MW, 最低负荷率为 50%, 只进行常规调峰; 火电机组 3 容量为 600 MW, 可参与深度调峰, 其详细参数参考文献[24]; 电解铝厂 1、电解铝厂 2 电解槽容量为 200、235 MW, 其他参数见表 1, 储能参数见文献[25], 风电典型日样本数据、负荷预测数据如图 3 所示, 购售电价场景数据如图 4 所示。

波动带来的不确定性影响, 采用 Wasserstein 距离的分布鲁棒模型重新构造目标函数为:

$$\min \left[\sum_{i=1}^{N_G} \sum_{t=1}^T (f_{g, i, t} + h_{g, i, t} + f_{s, t} + C_{g, i, t, \text{peak}}) + \beta \sum_{t=1}^T P_{\text{rew}, c, t} - \max_{t=1}^T (\tilde{p}_{\text{sell}, t} P_{\text{sell}, t} - \tilde{p}_{\text{buy}, t} P_{\text{buy}, t}) \right] \quad (31)$$

根据文献[28], 如果优化问题为凸, 则模型(式(31))可以转化为下述模型:

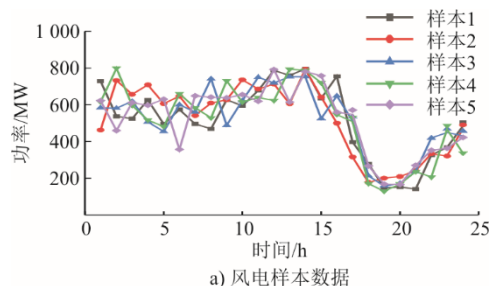
$$\begin{cases} \min \left[\sum_{i=1}^{N_G} \sum_{t=1}^T (f_{g, i, t} + h_{g, i, t} + f_{s, t} + C_{g, i, t, \text{peak}}) + \beta \sum_{t=1}^T P_{\text{rew}, c, t} - \max_{t=1}^T (\hat{p}_{\text{sell}, t} P_{\text{sell}, t} - \hat{p}_{\text{buy}, t} P_{\text{buy}, t}) \right] \\ \frac{1}{|N_{\text{price}}|} \sum_{l \in N_{\text{price}}} |\Delta p_{\text{sell}, l, t}| \leq \kappa_s \rightarrow \lambda_{l, 1} \\ \frac{1}{|N_{\text{price}}|} \sum_{l \in N_{\text{price}}} |\Delta p_{\text{buy}, l, t}| \leq \kappa_b \rightarrow \lambda_{l, 2} \end{cases} \quad (32)$$

式中: $N_{\text{price}}, |N_{\text{price}}|$ 分别为上级电网电价样本数据集合、对应样本数据总数; $\hat{p}_{\text{buy}, l, t}, \hat{p}_{\text{sell}, l, t}$ 分别为第 l 个上级电网购、售电电价的样本值; $\Delta p_{\text{buy}, l, t}, \Delta p_{\text{sell}, l, t}$ 分别为第 l 个上级电网购、售电电价偏差值; $\lambda_{l, 1}, \lambda_{l, 2}$ 分别为上级电网购、售电电价 Wasserstein 球半径约束的对偶乘子; N_G 为机组数量。

使用对偶理论处理转化后的模型:

表 1 电解铝厂的设备信息
Tab.1 Equipment Information of Aluminum Electrolysis Plant

设备名称	出力范围/MW	爬坡范围/MW	产量要求/t
电解铝厂 1	[-15%, +10%]	[-40, 40]	350
电解铝厂 2	[-15%, +10%]	[-40, 40]	420



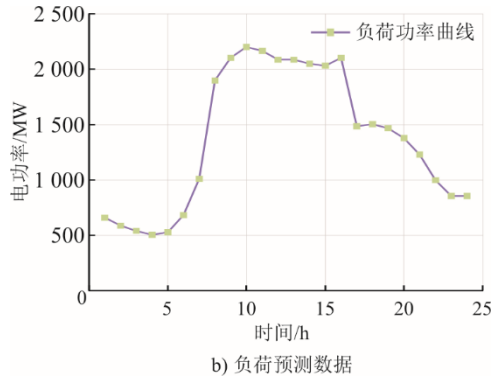
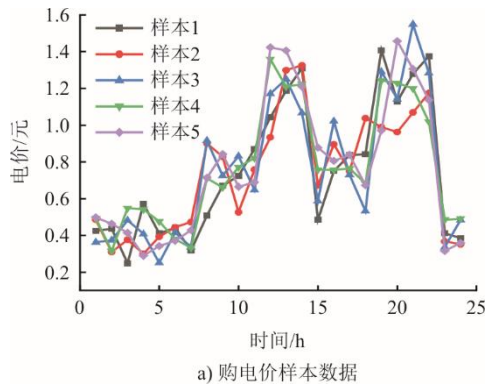
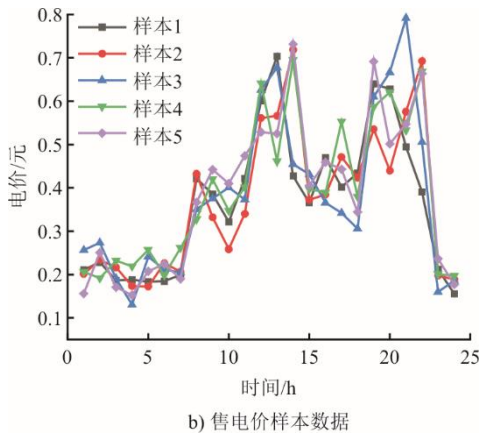


图 3 风电样本数据与负荷预测数据

Fig.3 The wind power sample data and load prediction data



a) 购电价样本数据



b) 售电价样本数据

图 4 购、售电价样本数据

Fig.4 The electricity purchase and sale price sample data

4.2 调度结果对比分析

基于 3 种调度场景进行对比分析：①场景 1 电解铝负荷不参与调节，火电机组 3 可深度调峰，含储能；②场景 2 电解铝负荷参与调节，火电机组 3 可深度调峰，不含储能；③场景 3 电解铝负荷参与调节，火电机组 3 可深度调峰，含储能。其中场景 3 为采用本文提出的调度模式的场景。

3 种场景下的优化运行情况见表 2，图 5 为本文调度场景 3 的电功率平衡图。

表 2 不同场景下优化运行结果对比 单位：万元
Tab.2 The optimization results in different scenarios

场景	购售电成本	火电总发电成本	深度调峰补偿	储能使用成本	弃风成本	系统总成本
1	166.22	696.35	54.00	2.27	0	810.83
2	149.46	678.37	68.20	0	0	759.62
3	128.71	668.68	54.00	1.98	0	745.38

注：本文将总发电成本定义为机组运行成本与启停成本之和。

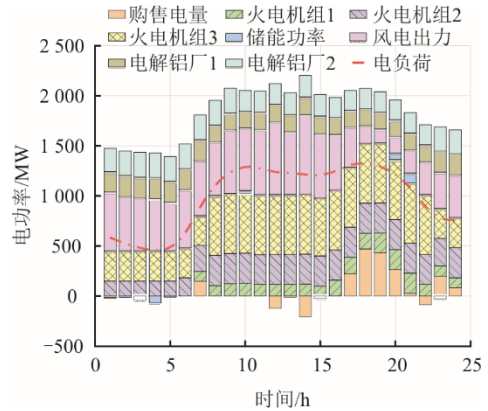


图 5 场景 3 电功率平衡图

Fig.5 The electric power balance diagram in Scenario 3

4.2.1 电解铝负荷参与响应运行结果分析

对比场景 1 和场景 3，由表 2 和图 6，通过本文所采取的策略引导电解铝厂改变用电行为从而优化负荷曲线后，系统负荷峰谷差减小，购、售电成本降低了 22.57%，系统总运行成本减少了 8.72%。电解铝负荷在电价高峰保持较低功率，在电价低谷保持较高功率运行，符合日常生产实际。

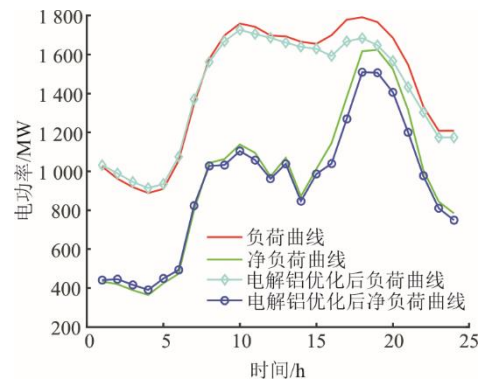


图 6 电解铝负荷的响应效果

Fig.6 The response effect of electrolytic aluminum load

4.2.2 储能接入系统运行结果分析

对比场景 2 和场景 3，由表 2 与图 5 可知，场景 2 未引入储能系统中，系统的火电机组 1 在 07:00—24:00 时段出力，火电机组 2 在全时段均有出力，火电机组 3 在 08:00—22:00 时段位于基本调

峰, 在 23:00—07:00 时段为不投油深度调峰, 在 02:00—06:00 时段系统向外电网售电, 而场景 3 引入储能后, 系统在同时段通过储能装置充电来消纳系统多余的电能。储能削峰填谷效果如图 7 所示。由图 7 并对比净负荷曲线可知, 储能系统在净负荷高峰是放电间接降低负荷需求, 在净负荷低谷时段充电间接增加负荷需求, 达到削峰填谷的效果。

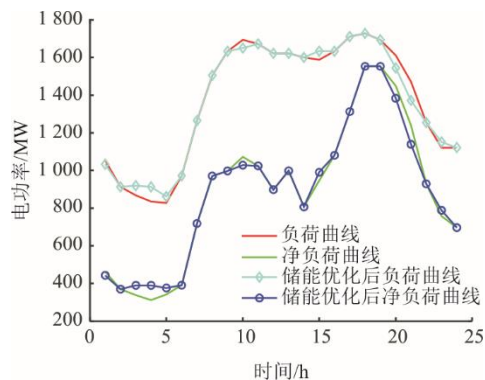
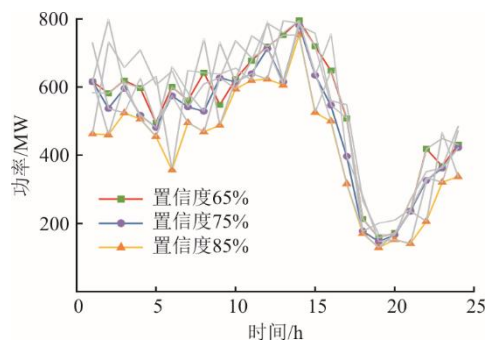


图 7 储能削峰填谷效果

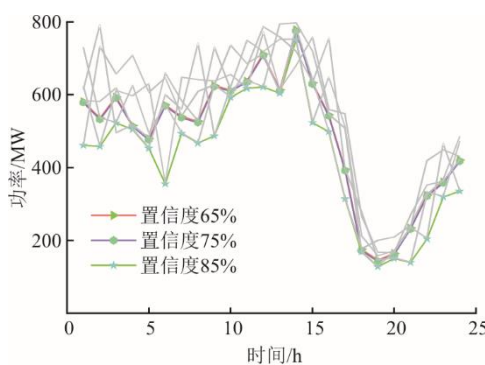
Fig.7 Effect of peak shaving and valley filling with energy storage

4.3 不确定参数对比分析

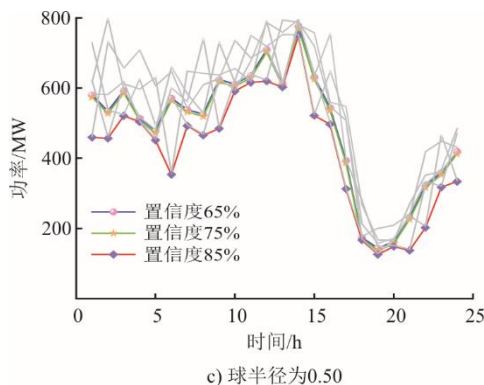
对比 DRO 不确定参数对系统的影响, 风电出力的置信度分别选取 65%、70%、85%, 选取 Wasserstein 球的半径分别为 0.01、0.05、0.50。不同 Wasserstein 球半径不同置信度下的风电最恶劣下界如图 8 所示。不确定参数对比分析见表 3。



a) 球半径为0.01



b) 球半径为0.05



c) 球半径为0.50

图 8 不同 Wasserstein 球半径的风电最恶劣下界
Fig.8 The worst lower bounds of wind power with different Wasserstein spherical radii

表 3 不确定参数对比分析

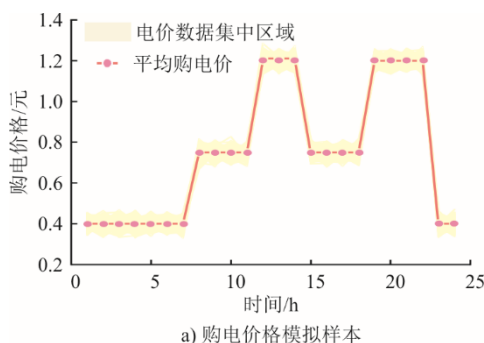
Tab.3 Comparative analysis of uncertain parameters

球半径	置信度/%	购售电成本/元	总运行成本/元
0.01	65	950 407.389 9	6 906 489.121 2
	75	1 287 122.042 0	7 453 779.280 9
	85	1 870 039.253 6	8 355 335.905 9
0.05	65	1 293 370.010 3	7 481 168.235 3
	75	1 296 077.567 1	7 485 661.913 0
	85	1 854 524.990 7	8 302 120.291 3
0.50	65	1 305 578.902 9	7 511 524.031 1
	75	1 343 907.688 8	7 559 202.092 7
	85	1 872 630.104 6	8 380 440.707 8

由表 3 可见, 当 Wasserstein 球的半径一定时, 购售电成本与总运行成本均随置信度的增大而增大, 增幅相对较大。置信度为 65% 时, 其成本随着球半径的增大而大幅度增大; 置信度为 75% 和 85% 时, 其成本会相应增加, 但总体增幅较小。球半径在置信度水平较低时对系统的影响作用明显, 置信水平较高时, 球半径敏感度较低。

4.4 不确定方法对比分析

图 9 为通过蒙特卡罗模拟获得的 3 000 个样本购售价格。使用从样本集中随机抽取相应数量的购售电价样本, 与 SO 和 RO 方法进行对比分析。



a) 购电价模拟样本

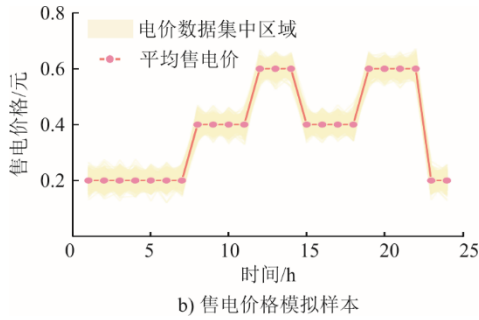


图9 购、售电价格模拟样本

Fig.9 Samples of purchase and sale price simulation

对于 SO 模型中, 样本平均近似 (SAA) 方法为通过将 Wasserstein 球的半径设置为零, RO 方法对应于 RO-SAA 方法将球半径设置为 1。图 10 比较了 3 种方法中系统的购售电成本在不同购售电价格样本数量 (N_{buy} 、 N_{sell}) 下的结果。由图 10 可知, SAA 方法的购售电成本高于 RO-SAA 和 DRO 方法。这是因为 SAA 方法仅使用上下限决策系统的不确定性, 调度结果过于保守, 此外, RO-SAA 和 DRO 方法随着购售价格样本规模的增加, 购售电成本逐渐降低。这是由于随着样本规模不断增加, 系统不确定性的概率分布更精确。

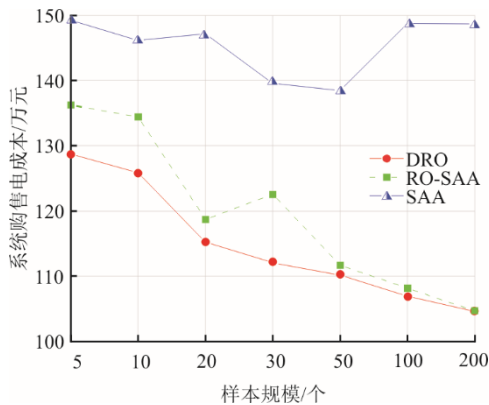


图 10 不同样本规模下各算法的系统成本

Fig.10 The system cost of each algorithm with different sample sizes

表 4 比较了本文方法和 SAA、RO-SAA 和 DRO-MIP^[27] 3 种方法在不同购售电价格样本数量下的计算时间。从表 4 中可知, 本文所提方法的计算时间多于 SAA 和 RO-SAA 方法, 但相差不大, 属于可接受范围。此外, 这 2 种 DRO 方法的计算时间都会随着价格样本数量的增加而变大, 但本文方法的计算时间增幅较小, 且远小于 DRO-MIP 方法。因此, 该方法综合对比计算效率更优。

表 4 不同样本数量下各算法的计算时间情况
Tab.4 Calculation time of each algorithm with different sample sizes

$N_{buy}=N_{sell}$	SAA	RO-SAA	本文方法	DRO-MIP
5	5.364 2	5.865 2	6.352 1	17.254 2
10	5.985 2	5.142 5	6.874 5	18.024 5
20	5.675 2	5.874 2	7.254 2	29.451 2
30	5.684 5	5.632 5	7.244 5	36.578 1
50	4.952 3	5.698 7	7.457 2	49.124 7
100	5.145 3	5.875 4	7.564 2	61.245 1
200	5.645 0	5.415 2	7.764 4	88.574 2

5 结 论

本文提出的基于 Wasserstein 距离的电解铝负荷协同火储深度调峰分布鲁棒优化方法, 通过算例得到如下结论。

1) 结合电解铝负荷的可调节特性, 计及储能系统辅助火电机组参与深度调峰, 建立电解铝负荷协同火储深度调峰调度优化框架, 通过电价引导负荷参与需求响应有利于降低总运行成本, 有效发挥储能灵活性, 优化深度调峰容量, 促进新能源消纳。

2) 考虑上网够售电价与风电出力的不确定性因素, 基于 Wasserstein 距离分布鲁棒的思想建立电解铝负荷协同火储深度调峰分布鲁棒优化模型, 通过对比分析不同场景下的调度结果, 表明电解铝负荷与储能系统的加入, 显著减小了负荷峰谷差, 缓解了系统的调峰压力, 降低了总运行成本, 有效挖掘了电解铝负荷与储能的灵活性。

3) 通过对不确定参数进行分析可得: 球半径在置信度水平较低时对系统的影响作用明显, 置信水平较高时, 球半径敏感度较低, 具有良好的鲁棒性; 对比 RO 模型与 SO 模型的仿真结果, 验证了 Wasserstein 距离分布鲁棒方法兼顾 SO 和 RO 的优点, 具有良好的经济性和鲁棒性; 在计算性能方面, 本文采取的 DRO 方法具有良好的表现。

在本文的研究中考虑了电价和风电出力的不确定性, 单一大工业负荷没有配电网的运行约束及碳排放等问题, 下一步将对该问题展开研究。

[参考文献]

- [1] 黎博, 陈民铀, 钟海旺, 等. 高比例可再生能源新型电力系统长期规划综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(2): 555-581.
LI Bo, CHEN Minyou, ZHONG Haiwang, et al. A review of long-term planning of new power systems with large share of renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(2): 555-581.

- [2] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2819.
ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [3] 马汀山, 王妍, 吕凯, 等. “双碳”目标下火电机组耦合储能的灵活性改造技术研究进展[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(增刊 1): 136-148.
MA Tingshan, WANG Yan, LYU Kai, et al. Research progress on flexibility transformation technology of coupled energy storage for thermal power units under the “dual-carbon” goal[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(Suppl.1): 136-148.
- [4] 聂世豪, 陈磊, 闵勇, 等. 工业负荷参与一次调频潜力与特性分析[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 3994-4005.
NIE Shihao, CHEN Lei, MIN Yong, et al. Potential and characteristic analysis on participation of industrial load in primary frequency regulation[J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 3994-4005.
- [5] 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. Multi-time scale coordinated scheduling model considering response uncertainty of flexible load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 21-30.
- [6] 胡志勇, 郭雪丽, 王爽, 等. 考虑响应意愿的电动汽车群-空调集群需求响应策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(15): 109-119.
HU Zhiyong, GUO Xueli, WANG Shuang, et al. Research on demand response strategy of electric vehicle group-air-conditioning cluster considering response intention[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(15): 109-119.
- [7] 师景佳, 袁铁江, KHAN S A, 等. 计及电动汽车可调度能力的风/车协同参与机组组合策略[J]. 高电压技术, 2018, 44(10): 3433-3440.
SHI Jingjia, YUAN Tiejia, KHAN S A, et al. Unit commitment strategy considering cooperated dispatch of electric vehicles based on scheduling capacity and wind power generation[J]. High Voltage Technology, 2018, 44(10): 3433-3440.
- [8] 晋宏杨, 孙宏斌, 郭庆来, 等. 基于能源互联网用户核心理念的高载能-风电协调调度策略[J]. 电网技术, 2016, 40(1): 139-145.
JIN Hongyang, SUN Hongbin, GUO Qinglai, et al. Dispatch strategy based on energy internet customer-centered concept for energy intensive enterprise and renewable generation to improve renewable integration[J]. Power System Technology, 2016, 40(1): 139-145.
- [9] KONG X, SUN B, ZHANG J, et al. Power retailer air-conditioning load aggregation operation control method and demand response[J]. IEEE Access, 2020, 8: 112041-112056.
- [10] 王海林, 袁中琛, 郭凌旭, 等. 面向区域能源供应商的综合能源系统日前优化调度[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(12): 55-63.
WANG Hailin, YUAN Zhongchen, GUO Lingxu, et al. Day-ahead optimal dispatching of integrated energy system for district-level energy suppliers[J]. Journal of Electric Power System and Automation, 2019, 31(12): 55-63.
- [11] LI Y, HAN M, SHAHIDEHPOUR M, et al. Data-driven distributionally robust scheduling of community integrated energy systems with uncertain renewable generations considering integrated demand response[J]. Applied Energy, 2023, 335: 120749.
- [12] YOLANDA M, FELIPE F. A two-stage stochastic Stackelberg model for microgrid operation with chance constraints for renewable energy generation uncertainty[J]. Applied Energy, 2021, 303: 117608.
- [13] Y W WANG, SONG M H, JIA M Y, et al. Multi-objective distributionally robust optimization for hydrogen-involved total renewable energy CCHP planning under source-load uncertainties[J]. Applied Energy, 2023, 342: 121212.
- [14] 白庆立, 赵志鹏, 靳晓雨, 等. 考虑风电出力 and 电价不确定性的水风联合现货市场竞价策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(11): 122-133.
BAI Qingli, ZHAO Zhipeng, JIN Xiaoyu, et al. Hydro-wind power joint bidding strategies for electricity spot market considering uncertainties of wind power output and electricity price[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(11): 122-133.
- [15] 王继东, 边翊楠, 许秋铭, 等. 考虑风险和碳交易机制的微电网分布鲁棒优化调度[J/OL]. 高电压技术, 1-12[2024-07-29]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230501>.
WANG Jidong, BIAN Yinan, XU Qiuming, et al. Distributionally robust optimal dispatching of microgrid considering risk and carbon trading mechanism[J/OL]. High Voltage Engineering, 1-12[2024-07-29]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230501>.
- [16] 杜佳男, 韩肖清, 李廷钧, 等. 考虑电价不确定性和博弈欺诈行为的多微网电能合作运行优化策略[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4217-4230.
DU Jianan, HAN Xiaoqing, LI Tingjun, et al. Optimization strategy for multimicrogrid power cooperative operation considering electricity price uncertainty and game fraud[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4217-4230.
- [17] 姜正庭, 王建学, 肖云鹏, 等. 基于两阶段随机优化的电能与深度调峰融合市场出清模型及定价方法[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3597-3613.
JIANG Zhengting, WANG Jianxue, XIAO Yunpeng, et al. Market clearing model and pricing method based on two-stage stochastic optimization of electric energy and deep peak regulation[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3597-3613.
- [18] FACCINI D, MAGGIONI F, POTRA F A. Robust and distributionally robust optimization models for linear support vector machine[J]. Computers & Operations Research, 2022, 147: 105930.
- [19] 文艺林, 胡泽春, 宁剑, 等. 基于分布鲁棒机会约束的充电运营商参与调峰市场投标策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(7): 23-32.
WEN Yilin, HU Zechun, NING Jian, et al. Bidding strategy of charging operators participating in peak shaving market based on distributed robust opportunistic constraints[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7): 23-32.
- [20] ZHOU Y Z, LI X, HAN H T, et al. Resilience-oriented planning of integrated electricity and heat systems: a

- stochastic distributionally robust optimization approach[J]. Applied Energy, 2024, 353(Part.A): 122053.
- [21] 郑林烽, 缪源诚, 滕晓毕, 等. 考虑配储的火电机组灵活性改造模型与方法[J/OL]. 中国电机工程学报, 1-14[2024-07-29]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231566>.
ZHENG Linfeng, MIAO Yuancheng, TENG Xiaobi, et al. Model and method for flexible retrofit of thermal power units considering energy storage configuration[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 1-14[2024-07-29]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.231566>.
- [22] 张斌, 司大军, 李凡, 等. 计及电解铝负荷需求侧响应的风电并网调峰研究[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(7): 31-38.
ZHANG Bin, SI Dajun, LI Fan, et al. Research on grid-connected peak regulation of wind power considering the demand-side response of electrolytic aluminum load[J]. New Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(7): 31-38.
- [23] 赵书强, 吴杨, 李志伟, 等. 考虑风光出力不确定性的电力系统调峰能力及经济性分析[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1752-1761.
ZHAO Shuqiang, WU Yang, LI Zhiwei et al. Peak regulation capacity and economic analysis of power system considering the uncertainty of wind and solar output[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1752-1761.
- [24] 李军徽, 张嘉辉, 穆钢, 等. 储能辅助火电机组深度调峰的分层优化调度[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 3961-3970.
LI Junhui, ZHANG Jiahui, MU Gang, et al. Hierarchical optimization scheduling of deep peak shaving for energy-storage auxiliary thermal power generating units[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 3961-3970.
- [25] ESFAHANI M P, KUHN D. Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations[J]. Mathematical Programming, 2018, 171(1/2): 115-166.
- [26] XIE W. On distributionally robust chance constrained programs with Wasserstein distance[J]. Mathematical Programming, 2019, 186(1/2): 1-41.
- [27] NGUYEN H T, CHOI D H. Distributionally robust model predictive control for smart electric vehicle charging station with V2G/V2V capability[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(6): 4621-4633.
- [28] 葛少云, 杜咏梅, 郭玥, 等. 基于分布鲁棒优化的车-站-网日前能量管理与交易[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(5): 11-20.
GE Shaoyun, DU Yongmei, GUO Yue, et al. Vehicle-station-network day-ahead energy management and transaction based on distributed robust optimization[J]. Power System Automation, 2024, 48(5): 11-20.

(责任编辑 邓玲惠)

广告目次

《热力发电》	封三
国核自仪系统工程有限公司	后彩插 1
西安热工研究院有限公司	后彩插 2—27
沈阳罗托克调控阀门制造有限公司	后彩插 28