

面向绿电-氢-氨耦合系统的自适应分布鲁棒调度优化

马翱凯, 宁超

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要: 绿电-氢-氨耦合系统因其在推动零碳经济转型方面的重要作用而备受瞩目, 其在促进可持续发展方面已取得了显著成效。然而, 绿电-氢-氨耦合系统的优化调度常常受到不确定性带来的挑战, 且由于数据的多样性和环境的复杂性, 不确定性常表现出多模态特性, 而这一潜在特性常被忽视, 导致调度结果趋于保守。因此, 提出一种面向绿电-氢-氨耦合系统的自适应分布鲁棒调度优化方法, 以应对该耦合系统中所出现的可再生能源与需求不确定性。该方法利用聚类算法从不确定量数据集中挖掘多模态信息, 并据此构建混合 Wasserstein 模糊集以准确刻画不确定性分布。同时, 采用仿射决策规则求解该分布鲁棒调度问题, 实现调度的非预期性与自适应性。最后, 该分布鲁棒问题被等价转化为一个易于求解的混合整数线性规划问题。结果表明, 在样本内测试中, 所提出的方法比基于 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化和鲁棒优化分别提升了 3.48% 和 7.54%; 而在样本外测试中, 该方法比基于 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化和鲁棒优化分别提升了 2.75% 和 6.54%。这些结果充分说明了所提出的方法在处理不确定性方面的优越性。

关键词: 绿电-氢-氨耦合系统; 可再生能源; 分布鲁棒优化; 不确定性; 多模态信息

中图分类号: TK91; TM73 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-6772(2025)03-0119-08

Adaptive distributionally robust scheduling for green electricity-hydrogen-ammonia coupling systems

MA Aokai, NING Chao

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: The green electricity-hydrogen-ammonia coupling system has gained significant attention for its role in the transition to a zero-carbon economy, with diverse applications promoting sustainable development. However, its scheduling is challenged by multiple uncertainties. Due to the diversity of data and the complexity of the environment, uncertainties often exhibit multimodal characteristics, but this is often overlooked, resulting in conservative scheduling outcomes. To this end, this paper proposes an adaptive distributionally robust scheduling framework to manage uncertainties of renewable energy and demands within this coupling system. We adopt clustering algorithms to extract multi-modality information from the uncertainty data and establish a mixture Wasserstein ambiguity set to accurately represent uncertainty distributions. Finally, we equivalently reformulate this distributionally robust scheduling problem into a mixed-integer linear programming problem using affine decision rules, while ensuring non-anticipativity and adaptability. Case studies demonstrate that, in in-sample tests, our method outperforms Wasserstein distributionally robust optimization and robust optimization by 3.48% and 7.54%, respectively. In out-of-sample tests, our method achieves improvements of 2.75% and 6.54% over Wasserstein distributionally robust optimization and robust optimization, respectively.

Key words: Green electricity-hydrogen-ammonia coupling system; renewable energy; distributionally robust optimization; uncertainty; multi-modality information

收稿日期: 2024-12-31; 策划编辑: 白娅娜; 责任编辑: 黄小雨 DOI: 10.13226/j.issn.1006-6772.BB24123101

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62473256)

作者简介: 马翱凯(2000—), 男, 浙江嵊州人, 硕士研究生。E-mail: akai.ma@sju.edu.cn

引用格式: 马翱凯, 宁超. 面向绿电-氢-氨耦合系统的自适应分布鲁棒调度优化 [J]. 洁净煤技术, 2025, 31(3): 119-126.

MA Aokai, NING Chao. Adaptive distributionally robust scheduling for green electricity-hydrogen-ammonia coupling systems [J]. Clean Coal Technology, 2025, 31(3): 119-126.



0 引言

绿电-氢-氨耦合系统具备多样化的可持续应用潜力,在推动零碳经济转型方面起到了至关重要的作用^[1]。基于氢-氨的综合能源系统将氢氨相关的技术整合进能源系统,用于储能和转换,为可再生能源的高效利用提供了一个有前景的新途径^[2-4]。这极大地推动了绿色氢-氨在现代能源体系中的广泛应用。然而,这些系统不可避免地受到可再生能源,需求等不确定性的影响,这给系统的安全性和运营的经济性带来了极大挑战^[5]。因此,有必要进一步研究不确定性下的绿电-氢-氨耦合系统调度问题。

绿电-氢-氨耦合系统调度可以被表述为一种优化问题,旨在应对系统不确定性,确保运行安全性和经济可行性。随机优化是一种被广泛采用的决策方法,通过求解期望以应对调度问题中的不确定性^[6]。GARCIA-TORRES等^[7]建立了一个针对基于氢能储能的随机优化框架,该框架旨在应对能源预测的不确定性,实现日前的有效调度,并同时提供灵活性服务。然而,实际情况下不确定性的分布往往是未知的,而随机优化方法忽视了经验分布与真实分布之间的差异,且该方法通常伴随着较大的计算负担。鲁棒优化是另一种决策方法,它主要考虑最坏情况下的不确定性^[8]。KHALILI等^[9]提出了一种针对氢基综合能源系统的多目标鲁棒优化方法,以应对可再生能源和价格的不确定性。由于鲁棒优化主要关注最坏情况下的不确定性情景,忽略了不确定性的分布,因此其解往往过于保守。通过整合随机优化和鲁棒优化并修正其缺点,分布鲁棒优化方法已成为处理不确定性的新范式^[10-11]。CHEN等^[12],ZHENG等^[13],ZHONG等^[14]采用分布鲁棒优化方法得到了满足鲁棒性且更有效的调度策略。然而,复杂不确定性往往表现出多模态特性,这导致常规的分鲁棒优化方法在准确建模不确定性分布方面面临一定挑战。此外,如何得到满足自适应性与非预期性的调度策略也是一大难点。

为此,笔者提出了一种面向绿电-氢-氨耦合系统的自适应分布鲁棒调度优化方法,以应对该系统中的可再生能源与需求不确定性。所提出的方法采用混合 Wasserstein 模糊集以全面刻画不确定性的多模态信息,利用仿射决策规则推导出等价的混合整数线性规划问题,同时满足调度的自适应性与非预期性要求。

1 绿电-氢-氨耦合系统

绿电-氢-氨耦合系统如图1所示,该系统考虑

了两类可再生能源:风力发电和光伏发电,并满足四种能源需求:电力、氢气、氨气和热能。该系统采用电解水制备氢气,其电能来源均为可再生能源,因此制备得到的氢气是绿氢。本文主要考虑质子交换膜燃料电池将氢气转化为电能,因其具备快速响应等优点,更符合该系统日间调度对快速性和实时性的要求。氢气不仅用于燃料电池发电,供给需求,还作为氨同步反应器的原料用于氨的生产;生产的氨可进一步应用于热电联产系统,提供电能和热能支持。此外,系统还配备了电池、储氢罐、储氨罐以及储热装置,这些储能设施能够有效应对可再生能源的间歇性供能特性和能源需求的动态波动。值得注意的是,该绿电-氢-氨耦合系统完全独立于外部电网,且不依赖任何化石燃料能源,因而实现了零碳排放的目标。

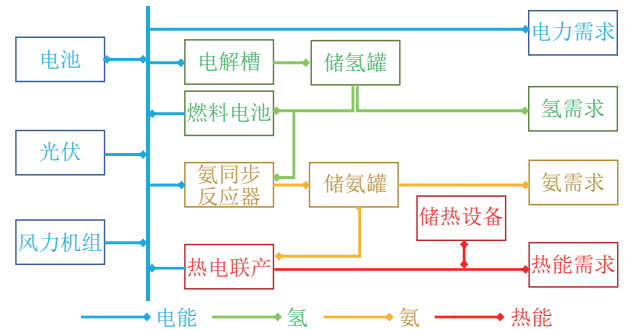


图1 绿电-氢-氨耦合系统图

Fig. 1 Diagram of Green Electricity-Hydrogen-Ammonia Coupling System

2 绿电-氢-氨耦合调度模型

2.1 确定性优化模型

1) 该绿电-氢-氨耦合系统调度模型的目标函数为最小化总成本,计算公式为:

$$\min \sum_{t=1}^T (O_t + V_t) \quad (1)$$

$$O_t = \sum_{u \in \mathcal{U}} \zeta^u P_t^u \Delta t \quad (2)$$

$$V_t = \zeta^H (D_t^H - d_t^H) \Delta t + \zeta^A (D_t^A - d_t^A) \Delta t + \zeta^T (D_t^T - d_t^T) \Delta t \quad (3)$$

式中: O_t 为系统的运行花费; \mathcal{U} 为包含该系统中所有设备的集合; u 为具体的设备; ζ^u 为设备 u 的单位运行花费, 元/MWh; P_t^u 为设备 u 的运行功率, MW; Δt 为调度时间间隔, h; V_t 为降载花费; D_t^H, D_t^A 分别为氢、氨的实际需求, Nm^3/h ; d_t^H, d_t^A 为采用降载策略后氢、氨的实际供给量, Nm^3/h ; ζ^H, ζ^A 为降载费用系数, 元/ Nm^3 ; D_t^T, d_t^T 分别为热能的实际需求和降载后的实际供给量, MW; ζ^T 是热能降载费用系数, 元/MWh。

2) 电池充放电与状态约束:

$$z_t^{\text{ch}} + z_t^{\text{dis}} \leq 1, \forall t \quad (4)$$

$$0 \leq P_t^{\text{ch}} \leq P_{\max}^{\text{ch}} z_t^{\text{ch}}, 0 \leq P_t^{\text{dis}} \leq P_{\max}^{\text{dis}} z_t^{\text{dis}}, \forall t \quad (5)$$

$$\text{SOC}_t = \text{SOC}_{t-1} + (\gamma_{\text{ch}} P_t^{\text{ch}} - P_t^{\text{dis}} / \gamma_{\text{dis}}) \Delta t, \forall t \quad (6)$$

$$\text{SOC}_{\min} \leq \text{SOC}_t \leq \text{SOC}_{\max}, \forall t \quad (7)$$

式中: z_t^{ch} 和 z_t^{dis} 为 0-1 变量, 用以控制电池的充放电; P_t^{ch} 和 P_t^{dis} 分别为电池的充放电功率, MW; P_{\max}^{ch} 和 P_{\max}^{dis} 为充放电功率上限的常数, MW; γ_{ch} 和 γ_{dis} 分别为充放电效率因子; SOC_t 为电池的电能存储量, MWh; SOC_{\min} 和 SOC_{\max} 分别为电池存储电量的限制, MWh。

3) 氢的制备与存储约束:

$$g_t^{\text{elz}} = \gamma_{\text{elz}} P_t^{\text{elz}}, 0 \leq P_t^{\text{elz}} \leq P_{\max}^{\text{elz}}, \forall t \quad (8)$$

$$g_t^{\text{fc}} / \gamma_{\text{fc}} = P_t^{\text{fc}}, 0 \leq P_t^{\text{fc}} \leq P_{\max}^{\text{fc}}, \forall t \quad (9)$$

$$H_{t+1}^{\text{h}} = H_t^{\text{h}} + (g_t^{\text{elz}} - g_t^{\text{fc}} - d_t^{\text{h}} - g_t^{\text{h}2\text{a}}) \Delta t, \forall t \quad (10)$$

$$H_{\min}^{\text{h}} \leq H_t^{\text{h}} \leq H_{\max}^{\text{h}}, \forall t \quad (11)$$

式中: g_t^{elz} 和 g_t^{fc} 为电解槽产生氢气和燃料电池消耗氢气的量, Nm^3/h ; P_t^{elz} 和 P_t^{fc} 为电解槽和燃料电池的功率, MW; γ_{elz} 和 γ_{fc} 为转化因子, Nm^3/MWh ; P_{\max}^{elz} 是电解槽的最大功率, MW; H_t^{h} 为氢存储罐的存储容量, Nm^3 ; H_{\min}^{h} 和 H_{\max}^{h} 是其对应的约束范围, Nm^3 ; $g_t^{\text{h}2\text{a}}$ 为用于生产氨的氢气的量, Nm^3/h 。

4) 氨的制备与存储约束: 氨同步反应器的动态模型主要参考 YU 等^[15], 其约束表示如下:

$$P_t^{\text{as}} = \gamma_{\text{as}} g_t^{\text{h}2\text{a}}, g_t^{\text{A-prod}} = \gamma_{\text{h}2\text{a}} g_t^{\text{h}2\text{a}}, \forall t \quad (12)$$

$$g_v^{\text{h}2\text{a}} = g_{\kappa+1}^{\text{H,QSS}} + (g_{\kappa}^{\text{H,QSS}} - g_{\kappa+1}^{\text{H,QSS}}) e^{-\frac{v}{T_{\text{trans}}}}, \forall \kappa, \forall v \in [\kappa \Delta T_{\text{as}}, (\kappa+1) \Delta T_{\text{as}}] \quad (13)$$

$$\underline{\eta}^{\text{as}} \frac{C^{\text{as}}}{8000 \gamma_{\text{h}2\text{a}}} \leq g_t^{\text{h}2\text{a}} \leq \bar{\eta}^{\text{as}} \frac{C^{\text{as}}}{8000 \gamma_{\text{h}2\text{a}}}, \forall t \quad (14)$$

$$\underline{r}^{\text{as}} \frac{C^{\text{as}}}{8000 \gamma_{\text{h}2\text{a}}} \leq g_t^{\text{h}2\text{a}} - g_{t-1}^{\text{h}2\text{a}} \leq \bar{r}^{\text{as}} \frac{C^{\text{as}}}{8000 \gamma_{\text{h}2\text{a}}}, \forall t \quad (15)$$

$$H_{t+1}^{\text{a}} = H_t^{\text{a}} + (g_t^{\text{A-prod}} - d_t^{\text{a}} - g_t^{\text{a-chp}}) \Delta t \quad (16)$$

$$H_{\min}^{\text{a}} \leq H_t^{\text{a}} \leq H_{\max}^{\text{a}}, \forall t \quad (17)$$

式中: P_t^{as} 为氨同步反应器的电功率, MW; $g_t^{\text{A-prod}}$ 是氨生产量, Nm^3/h ; $\gamma_{\text{h}2\text{a}}$ 为氢生产氨的转化因子; γ_{as} 为氨反应器的电能系数, MWh/Nm^3 ; 公式 (13) 为氨同步反应器的动态模型, 其中 $g_{\kappa}^{\text{H,QSS}}$ 为第 κ 个准稳态条件, Nm^3/h ; T_{uras} 为反应器一阶动态调节模型的参数, h; ΔT_{as} 是对应准稳态条件下的调度时间, h; 公式 (14) 和 (15) 分别是反应器的范围和斜坡约束, 其中 C^{as} 为最大容量, Nm^3 ; $\underline{\eta}^{\text{as}}, \bar{\eta}^{\text{as}}, \underline{r}^{\text{as}}, \bar{r}^{\text{as}}$ 为对应的约束系数; H_t^{a} 为氨存储罐的存储量, Nm^3 ; $H_{\min}^{\text{a}}, H_{\max}^{\text{a}}$ 是存储容量范围约束, Nm^3 ; $g_t^{\text{a-chp}}$ 是用于热电联产的氨的量, Nm^3/h 。

5) 热电联产约束:

$$P_t^{\text{a-chp}} = \gamma_{\text{a}2\text{p}} g_t^{\text{a-chp}}, \forall t \quad (18)$$

$$0 \leq P_t^{\text{a-chp}} \leq P_{\max}^{\text{a-chp}}, \forall t \quad (19)$$

$$\Delta P_{\min}^{\text{a-chp}} \leq P_t^{\text{a-chp}} - P_{t-1}^{\text{a-chp}} \leq \Delta P_{\max}^{\text{a-chp}}, \forall t \quad (20)$$

其中 $P_t^{\text{a-chp}}$ 为热电联产的总功率, MW; $\gamma_{\text{a}2\text{p}}$ 是对应的转化参数, MWh/Nm^3 ; $P_{\max}^{\text{a-chp}}$ 是热电联产功率范围约束, MW; $\Delta P_{\min}^{\text{a-chp}}$ 和 $\Delta P_{\max}^{\text{a-chp}}$ 是对应的斜坡约束, MW。

6) 热能约束:

$$z_t^{\text{c}} + z_t^{\text{d}} \leq 1, \forall t \quad (21)$$

$$0 \leq P_t^{\text{c}} \leq P_{\max}^{\text{c}} z_t^{\text{c}}, 0 \leq P_t^{\text{d}} \leq P_{\max}^{\text{d}} z_t^{\text{d}}, \forall t \quad (22)$$

$$H_{t+1}^{\text{ts}} = H_t^{\text{ts}} + (P_t^{\text{c}} - P_t^{\text{d}}) \Delta t \quad (23)$$

$$H_{\min}^{\text{ts}} \leq H_t^{\text{ts}} \leq H_{\max}^{\text{ts}}, \forall t \quad (24)$$

$$\gamma_T P_t^{\text{a-chp}} = (P_t^{\text{c}} - P_t^{\text{d}}) + d_t^{\text{T}}, \forall t \quad (25)$$

式中, z_t^{c} 和 z_t^{d} 是 0-1 变量, 用以控制热能的存储和释放; P_t^{c} 和 P_t^{d} 分别表示存储和释放的热能, MW; H_t^{ts} 表示热能的存储量, MWh; H_{\min}^{ts} 和 H_{\max}^{ts} 其对应的约束范围, MWh; 公式 (25) 是热能平衡方程, 其中 γ_T 是热电联产的热能因子。

7) 降载约束: 考虑到实际问题中由该综合能源系统生产的氢, 氨, 热能等能源可能无法完全满足相应的能源需求, 因此对氢, 氨, 热能的供给采取降载策略, 由此产生的损失被考虑在目标函数 (3) 中:

$$d_t^{\text{h}} \leq D_t^{\text{h}}, d_t^{\text{a}} \leq D_t^{\text{a}}, d_t^{\text{T}} \leq D_t^{\text{T}}, \forall t \quad (26)$$

8) 功率平衡约束:

$$P_t^{\text{fc}} + P_t^{\text{dis}} + P_t^{\text{PV}} + P_t^{\text{WT}} + \gamma_E P_t^{\text{a-chp}} = P_t^{\text{ch}} + P_t^{\text{elz}} + P_t^{\text{as}} + P_t^{\text{L}} \quad (27)$$

其中 P_t^{PV} 和 P_t^{WT} 分别是光伏和风力机组的发电量, MW; P_t^{L} 是系统的电能需求, MW; γ_E 是热电联产的电能因子。

9) 电网节点与总线约束: 本文采用线性化分布流模型以构建电网中节点与总线的约束, 该模型适用于辐射型电网, 考虑了相关的节点电压, 总线容量等约束。具体细节, 请读者参考论文 ZHU 等^[16]。

2.2 不确定性建模

可再生能源和需求的不确定性普遍存在, 因此需要在调度问题中对此进行深入的分析与研究。本项工作考虑了两类可再生能源和四类需求的预测误差不确定性, 即 $\xi = (\xi^{\text{PV}}, \xi^{\text{WT}}, \xi^{\text{L}}, \xi^{\text{H}}, \xi^{\text{A}}, \xi^{\text{T}})$, 满足

$$\begin{cases} P_t^{\text{PV}} = \tilde{P}_t^{\text{PV}} + \xi_t^{\text{PV}} \\ P_t^{\text{WT}} = \tilde{P}_t^{\text{WT}} + \xi_t^{\text{WT}} \\ P_t^{\text{L}} = \tilde{P}_t^{\text{L}} + \xi_t^{\text{L}} \\ D_t^{\text{H}} = \tilde{D}_t^{\text{H}} + \xi_t^{\text{H}} \\ D_t^{\text{A}} = \tilde{D}_t^{\text{A}} + \xi_t^{\text{A}} \\ D_t^{\text{T}} = \tilde{D}_t^{\text{T}} + \xi_t^{\text{T}} \end{cases} \quad (28)$$

式中: $\tilde{P}_t^{\text{PV}}, \tilde{P}_t^{\text{WT}}, \tilde{P}_t^{\text{L}}, \tilde{D}_t^{\text{H}}, \tilde{D}_t^{\text{A}}, \tilde{D}_t^{\text{T}}$ 分别为可再生能源和需

求的预测结果。

与矩模糊集、KL 散度模糊集等方法相比，Wasserstein 模糊集具有良好的收敛性与出色的样本外性能^[18]，因此本文主要基于 Wasserstein 模糊集来刻画不确定量的分布情况。

通常在分布鲁棒优化问题中，真实分布 P 是未知的，已知信息是一个包含 N 个历史不确定量数据 $\xi^{(i)}$ 的数据集 $\{\xi^{(i)}\}_{i \in \mathcal{S}}$ ，其中 $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示样本的索引集合。目标是基于这些数据构造一个模糊集以刻画不确定性分布。然而，复杂多变的不确定性可能会呈现出多模态特性，采用常规的 Wasserstein 模糊集等可能无法准确捕获不确定性分布信息，因此本文构建混合 Wasserstein 模糊集 \mathcal{H} ，利用聚类算法挖掘数据集 \mathcal{S} 中潜在的多模态信息，并对不确定性分布进行准确刻画。

聚类算法，例如 K 均值算法 (K-means)、狄利克雷过程混合模型 (DPMM) 等，都可以对数据 \mathcal{S} 进行聚类。依据聚类算法，不确定量数据集可以被划分为若干簇：

$$\{\hat{\xi}^{(i)}\}_{i \in \mathcal{S}} = \{\hat{\xi}^{(i)}\}_{i \in \mathcal{S}_1} \cup \dots \cup \{\hat{\xi}^{(i)}\}_{i \in \mathcal{S}_K} \quad (29)$$

式中： K 表示聚类中心的数量， \mathcal{S}_k 表示对应第 k 类数据的索引集合。进一步， $\mathcal{S}_k, k = 1, 2, \dots, K$ 满足如下关系式：

$$\bigcup_{k=1}^K \mathcal{S}_k = \mathcal{S} \quad (30)$$

$$\sum_{k=1}^K |\mathcal{S}_k| = |\mathcal{S}| \quad (31)$$

式中： $|\cdot|$ 为集合的基数。

基于聚类结果，可以构建局部 Wasserstein 模糊集如下：

$$\mathcal{B}(\hat{P}_k, \varepsilon_k) = \left\{ P \mid d_W(P, \hat{P}_k) \leq \varepsilon_k \right\} \quad (32)$$

$$d_W(P, \hat{P}_k) = \inf_{\pi \in \Pi(P, \hat{P}_k)} \int \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_1 d\pi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \quad (33)$$

其中 $\hat{P}_k = \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \delta(\hat{\xi}^{(i)}) / |\mathcal{S}_k|$ 为第 k 个局部 Wasserstein 模糊集的经验分布， $\delta(\cdot)$ 是狄拉克 δ 函数， ε_k 是 Wasserstein 半径。 $d_W(\cdot, \cdot)$ 表示 Wasserstein 度量， $\Pi(P, \hat{P}_k)$ 为包含所有以 P 和 \hat{P}_k 为边缘分布的联合分布 π 的集合。

最终，混合 Wasserstein 模糊集可以表示如下：

$$\mathcal{H}(\hat{P}, \varepsilon) = \bigoplus_{k=1}^K \mathcal{B}(\hat{P}_k, \varepsilon_k) \quad (34)$$

式中： \bigoplus 为闵可夫斯基和， $\hat{P} = \sum_{i \in \mathcal{S}} \delta(\hat{\xi}^{(i)}) / |\mathcal{S}|$ 且 $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_K)$ 。

该模糊集拓展了 Wasserstein 模糊集，依据聚类算法对原始数据集进行分类以探寻数据中潜在的多模态信息，并据此构建若干局部 Wasserstein 模糊集

以更准确地刻画不确定性的分布信息。

2.3 分布鲁棒调度框架

基于混合 Wasserstein 模糊集，本文构建了多阶段分布鲁棒调度模型。由于氨合成反应器具备一定程度的刚性，其操作设置不宜频繁调整，因此与氨合成反应器相关的变量，即 $\{g_k^{H, QSS}, P_t^{as}, g_t^{h2a}, g_t^{A-prod}\}$ ，被指定为第一阶段决策，这些决策是在不确定量被观测到之前确定的。其余变量被设置为多阶段决策变量，能够依据每个调度阶段观察到的不确定量做出相应的决策。

因此，绿电-氨-氨耦合调度问题可以被改写为多阶段分布鲁棒问题 (35)。特别的， $[\mathcal{T}] = \{1, 2, \dots, \mathcal{T}\}$ 和 $[2, \mathcal{T}] = \{2, \dots, \mathcal{T}\}$ 表示决策阶段。

$$\begin{aligned} \min_{\{\mathbf{x}_t(\cdot)\}_{t \in [\mathcal{T}]}} \max_{P \in \mathcal{H}(P, \varepsilon)} \mathbb{E} \left[\sum_{t=1}^{\mathcal{T}} \mathbf{c}_t^\top \mathbf{x}_t(\xi^{[t]}) \right] \\ \text{s.t.} \sum_{\tau=1}^t \mathbf{A}_\tau^\top \mathbf{x}_\tau(\xi^{[\tau]}) \leq \mathbf{B}_t \xi^{[t]}, t \in [2, \mathcal{T}], \xi^{[t]} \in \Xi^{[t]} \\ \mathbf{D}_t \mathbf{x}_t(\xi^{[t]}) \leq \mathbf{E}_t \xi^{[t]}, t \in [\mathcal{T}], \xi^{[t]} \in \Xi^{[t]} \end{aligned} \quad (35)$$

式中， $\mathbf{x}_t(\cdot)$ 为第 t 阶段的决策变量， $\xi^{[t]} = (\xi^1, \xi^2, \dots, \xi^t)$ 为已经观测到的不确定量信息，其支撑集用 $\Xi^{[t]}$ 表示。此外， $\mathbf{c}_t, \mathbf{A}_t, \mathbf{B}_t, \mathbf{D}_t, \mathbf{E}_t$ 是系数矩阵或向量。对任意的 $\xi \in \Xi$ ， $\xi^1 = 1$ 恒成立（即第一阶段是确定的），且 $\mathbf{x}_1(\xi^{[1]}) = \mathbf{x}_1$ ，即一阶段变量在观测到不确定量之前就已确定。

在分布鲁棒问题 (35) 中，决策 $\mathbf{x}_t(\xi^{[t]})$ 被定义为已观测到的不确定量的函数，以保证非预期性，同时约束需对支持集内的所有可能的不确定量均成立，以此确保决策可行性。调度目标是在所选定的模糊集内，最小化最坏情况分布下的期望总调度成本，从而得到鲁棒且自适应的调度策略。

3 求解方法

针对问题 (35)，本文提出了一种高效的求解方法。采用仿射决策规则建立决策变量与不确定量之间的映射关系，同时保证调度决策的自适应性和非预期性。基于该仿射决策规则，优化问题 (35) 被等价转化为一个易于求解的混合整数线性规划问题。

3.1 仿射决策规则

仿射决策规则利用仿射函数建立决策变量与不确定量之间的联系，即

$$\mathbf{x}_t(\xi^{[t]}) = \mathbf{W}_t \xi^{[t]} = \sum_{\tau=2}^t \mathbf{W}_\tau \xi^\tau + \mathbf{w} \quad (36)$$

式中： $\mathbf{W}_t, \mathbf{W}_\tau, \mathbf{w}$ 为仿射矩阵或向量。

仿射决策规则 (36) 并不包含离散信息，无法处理调度问题中的 0-1 变量，因此需将 0-1 变量设置为一阶段变量，在观测到不确定量之前就将其确定。

显然,对任意 $\xi^{[r]}, \hat{\xi}^{[r]} \in \Xi^{[r]}$,若 $\xi^{[r]} = \hat{\xi}^{[r]}$,则 $\mathbf{x}_t(\xi^{[r]}) = \mathbf{x}_t(\hat{\xi}^{[r]})$ 成立,因此仿射决策规则(36)满足非预期性。此外,基于该决策规则,当某阶段观测到的不确定量变化时,当前及后续阶段的决策都会发生改变,因此满足自适应性。

3.2 混合整数线性规划转化方法

基于仿射决策规则,分布鲁棒调度问题(35)满足如下等价转化:

$$\begin{aligned} \min_{\{\mathbf{x}_t(\cdot)\}_{t \in [\mathcal{T}]}} \max_{P \in \mathcal{H}(\hat{P}, \varepsilon), \xi \sim P} \mathbb{E} \left[\mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \sum_{t=2}^{\mathcal{T}} \mathbf{c}_t^\top \mathbf{W}_t \xi^{[t]} \right] \\ \text{s.t. } \mathbf{A}_1^\top \mathbf{x}_1 + \sum_{\tau=2}^t \mathbf{A}_\tau^\top \mathbf{W}_\tau \xi^{[\tau]} \leq \mathbf{B}_t \xi^{[t]}, \\ t \in [2, \mathcal{T}], \xi^{[t]} \in \Xi^{[t]} \\ \mathbf{D}_t \mathbf{W}_t \xi^{[t]} \leq \mathbf{E}_t \xi^{[t]}, \quad t \in [2, \mathcal{T}], \xi^{[t]} \in \Xi^{[t]} \\ \mathbf{D}_1 \mathbf{x}_1 \leq \mathbf{E}_1 \end{aligned} \quad (37)$$

$$\begin{aligned} \Leftrightarrow \min_{\mathbf{x}_1} \mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \max_{P \in \mathcal{H}(\hat{P}, \varepsilon), \xi \sim P} \mathbb{E} [\mathbf{C}^\top \boldsymbol{\xi} + c] \\ \text{s.t. } \mathbf{G}^\top \boldsymbol{\xi} + \mathbf{H} \mathbf{x}_1 \leq \mathbf{d}, \quad \forall \boldsymbol{\xi} \in \Xi \\ \mathbf{D}_1 \mathbf{x}_1 \leq \mathbf{E}_1 \end{aligned} \quad (38)$$

式中, $\mathbf{x}_1 = \{g_k^{\text{H,QSS}}, p_t^{\text{pas}}, g_t^{\text{h2a}}, g_t^{\text{A-prod}}, z_t^{\text{ch}}, z_t^{\text{dis}}, z_t^{\text{tc}}, z_t^{\text{td}}\}_{t \in [\mathcal{T}]}$ 是一阶段变量, \mathbf{H} 是常数系数矩阵, $\mathbf{C}, \mathbf{G}, \mathbf{d}, c$ 是包含仿射决策规则参数的系数矩阵或向量。因为 $\xi^1 \equiv 1$,所以 $\boldsymbol{\xi} = (\xi^2, \xi^3, \dots, \xi^{\mathcal{T}})$ 表示实际观测到的不确定性向量, Ξ 是其对应的支撑集。在本文中,支撑集 Ξ 被设置为凸多面体,即 $\Xi = \{\boldsymbol{\xi} | \mathbf{M} \boldsymbol{\xi} \leq \mathbf{V}\}$ 。此外,在优化问题(37)的约束两边同时添加辅助项 $\sum_{\tau=t+1}^{\mathcal{T}} \mathbf{0}_\tau^\top \xi^\tau$ 即可实现上述等价转化。

3.2.1 约束等价转化

利用仿射决策规则可将分布鲁棒调度问题(35)被转化为更简洁的形式(38),而后采用对偶理论对问题(38)中的约束进行混合整数线性等价转化:

$$\begin{cases} \mathbf{G} \boldsymbol{\xi} + \mathbf{H} \mathbf{x}_1 \leq \mathbf{d}, \quad \forall \boldsymbol{\xi} \in \Xi \\ \mathbf{D}_1 \mathbf{x}_1 \leq \mathbf{E}_1 \end{cases} \quad (39)$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \mathbf{H} \mathbf{x}_1 - \mathbf{d} + \boldsymbol{\sigma}^\top \mathbf{V} \leq 0 \\ -\mathbf{G}^\top + \mathbf{M}^\top \boldsymbol{\sigma} = 0 \\ \boldsymbol{\sigma} \geq 0 \\ \mathbf{D}_1 \mathbf{x}_1 \leq \mathbf{E}_1 \end{cases} \quad (40)$$

式中: $\boldsymbol{\sigma}$ 为对偶变量。式(40)即为优化问题(38)中约束的混合整数线性等价转化结果,该混合整数线性约束对任意 $\boldsymbol{\xi} \in \Xi$ 均成立,因此保证了仿射决策规则的可行性。

3.2.2 目标函数等价转化

依据混合 Wasserstein 模糊集中闵可夫斯基和的性质^[17],分布鲁棒调度问题(38)中的目标函数满足如下等价转化:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}_1} \mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \max_{P \in \mathcal{H}(\hat{P}, \varepsilon), \xi \sim P} \mathbb{E} [\mathbf{C}^\top \boldsymbol{\xi} + c] \\ \Leftrightarrow \min_{\mathbf{x}_1} \mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \sum_{k=1}^K \frac{|\mathcal{S}_k|}{N} \max_{P \in \mathcal{B}(\hat{P}_k, \varepsilon_k), \xi \sim P} \mathbb{E} [\mathbf{C}^\top \boldsymbol{\xi} + c] \end{aligned} \quad (41)$$

进一步参考基于 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化问题的混合整数线性规划转化方法^[18],式(41)满足如下等价转化:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}_1} \mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \sum_{k=1}^K \frac{|\mathcal{S}_k|}{N} \max_{P \in \mathcal{B}(\hat{P}_k, \varepsilon_k), \xi \sim P} \mathbb{E} [\mathbf{C}^\top \boldsymbol{\xi} + c] \\ \Leftrightarrow \begin{cases} \min_{\lambda \geq 0} \mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \sum_{k=1}^K \frac{|\mathcal{S}_k|}{N} \lambda_k \varepsilon_k + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \eta_i \\ \text{s.t. } \eta_i \geq \sup_{\boldsymbol{\xi} \in \Xi} \left\{ \mathbf{C}^\top \boldsymbol{\xi} + c - \kappa_i^\top (\boldsymbol{\xi} - \hat{\boldsymbol{\xi}}^{(i)}) \right\} \\ \|\kappa_i\|_* \leq \lambda_k, i \in \mathcal{S}_k, k \in [K] \end{cases} \end{aligned} \quad (42)$$

考虑到 $\Xi = \{\boldsymbol{\xi} | \mathbf{M} \boldsymbol{\xi} \leq \mathbf{V}\}$,式(42)可以进一步转化为:

$$\begin{cases} \min_{\lambda \geq 0, \beta \geq 0} \mathbf{c}_1^\top \mathbf{x}_1 + \sum_{k=1}^K \frac{|\mathcal{S}_k|}{N} \lambda_k \varepsilon_k + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in \mathcal{S}_k} \eta_i \\ \text{s.t. } \eta_i \geq \boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{V} + c + \kappa_i^\top \hat{\boldsymbol{\xi}}^{(i)}, \\ \mathbf{C}^\top + \kappa_i^\top - \boldsymbol{\beta}^\top \mathbf{M} = 0, \\ \|\kappa_i\|_* \leq \lambda_k, i \in \mathcal{S}_k, k \in [K] \end{cases} \quad (43)$$

式(43)即为优化问题(38)中目标函数混合整数线性转化的最终结果。结合约束等价转化(40)与目标函数等价转化(43),分布鲁棒调度问题(38)最终被等价转化为一个易求解的混合整数线性规划问题。

4 仿真实验

为了验证所提出方法的优越性,本文在 IEEE 33 节点系统上对该方法和其他决策优化方法进行了对比实验。在该 IEEE 33 节点系统中,节点 18、25 和 33 分别配置了一组风机,节点 7 和 22 各设置了一组光伏设备,而节点 13 则安装了一组电池。此外,氢,氨,热能等相关设备被集中安装在节点 10。实验的调度范围为 24 小时,而时间步长设置为 1 小时。绿电-氢-氨耦合模型参数见表 1,其中氨反应器模型参数详见论文 Yu 等^[15]。

仿真实验在一台 13 代英特尔®酷睿™ i7-13700 处理器 (2.1 GHz) 和 32 GB 内存的计算机上运行。优化问题通过 MATLAB R2023a 结合 Yalmip 和 Gurobi (10.0.3 版) 进行求解。

4.1 决策方法比较

为了验证所提出方法的优越性,本文进行了样本内和样本外实验,并与几种最先进的不确定性优化方法进行了比较。样本内测试采用 100 个不确定性数据样本,而样本外测试采用 10^4 个数据样本,此外 Wasserstein 半径依据经验公式计算^[19]。本文主要

表1 绿电-氢-氨耦合系统参数

Table 1 Parameters of Green electricity-hydrogen-ammonia coupling system

参数	值
P_{max}^{ch} /MW	6
P_{max}^{dis} /MW	6
P_{max}^{elz} /MW	6
P_{max}^{fc} /MW	3.5
γ_{ch}	0.98
γ_{dis}	0.98
$\gamma_{fc} /(\text{Nm}^3 \cdot \text{MWh}^{-1})$	366
$P_{max}^{a_chp}$ /MW	5
$\Delta P_{max}^{a_chp}$ /MW	0.4
$\Delta P_{min}^{a_chp}$ /MW	-0.4
$\gamma_{elz} (\text{Nm}^3 \cdot \text{MWh}^{-1})$	235
γ_T	0.4
γ_E	0.45
$\gamma_{a2p} (\text{MWh}/\text{Nm}^3)$	0.0046

对比了以下方法：

- 1) MW-DRO (本文)：基于混合 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化；
- 2) W-DRO：基于 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化；
- 3) RO：鲁棒优化；
- 4) SO：随机优化。

为了测试不同聚类方法对混合 Wasserstein 模糊集的构建以及优化问题求解的影响，本文测试了五种常见的聚类方法实现对测试数据的聚类，构建模糊集且进行优化问题求解，结果见表2。由表中结果可知，尽管不同聚类方法的聚类结果存在差异，其轮廓系数相差不大，并且基于聚类结果得到的样本内测试结果也较为接近，差距在0.6%以内。

表2 不同聚类方法的测试结果

Table 2 The results of different clustering methods

聚类方法	聚类结果	轮廓系数	样本内测试成本/ 10^4 ¥
K-means	[28,27,45]	0.22	9.062
DBSCAN	[45,55]	0.21	9.112
Agglomerative	[29,43,28]	0.21	9.093
GMM	[36,39,25]	0.18	9.087
DPMM	[48,52]	0.23	9.101

不同求解方法的样本内测试和样本外测试结果见表3，其中 MW-DRO 方法采用 K-means 聚类方法，从表中结果可知，所有方法均可以在合理时间的求解得到结果。在样本内测试中，相较于常规的基于 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化 (W-DRO) 和鲁棒优化 (RO)，MW-DRO 分别提升了 3.48% 和 7.54%。随机优化 (SO) 在样本内测试中取得了最低成本，但该方法无法保证解的样本外性能，因为在实际测试中，不确定量的真实数据可能未包含在采样数据集中，且其真实分布与经验分布之间存在一定误差。因此在样本外测试中 SO 的结果差于 MW-DRO 和 W-DRO。具体而言，在样本外测试中，MW-DRO 相较于 W-DRO，SO，RO 分别提升了 2.75%，3.67%，6.54%。这些实验结果充分证明了 MW-DRO 在处理不确定性方面的出色性能。

表3 不同方法的样本内测试与样本外测试结果

Table 3 In-sample and out-of-sample results

方法	样本内测试		样本外测试*
	求解时间/s	成本/ $(10^4$ ¥)	成本/ $(10^4$ ¥)
MW-DRO	234	9.062	7.977
W-DRO	204	9.389	8.203
SO	153	7.822	8.281
RO	197	9.801	8.536

注：*样本外测试的结果为测试数据集的均值。

4.2 绿电-氢-氨耦合模型调度结果

本节详细展示了基于所提出的 MW-DRO 方法的绿电-氢-氨耦合系统的调度结果，并将其与传统的 W-DRO 方法进行了对比分析。图2呈现了氢、

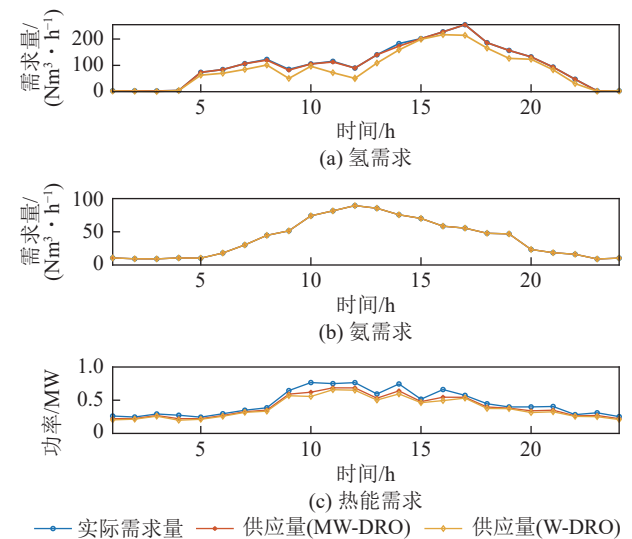


图2 氢、氨、热能降载结果

Fig. 2 The load shedding results of hydrogen, ammonia and heat

氨、热能的需求调整情况, 表明 MW-DRO 方法在满足氢气和氨需求方面表现出色, 降载较少, 而对热能需求的降载较为明显。相比之下, W-DRO 方法仅能在氨需求上保持较好的供给水平, 而对于氢和热能的需求则表现出明显的降载, 且供给量低于 MW-DRO。图 3 和图 4 分别展示了储能设备和其他生产设备的调度结果。结果显示, 7:00 之前, MW-DRO 调度策略下电解槽的功率更高, 超过了 W-DRO 方法, 保证了充足的氢气生产。由于氢气制备不足, W-DRO 方法下的储氢罐储存量在此期间迅

速减少, 影响了氢气供应。此外, MW-DRO 中热电联产设备在清晨时段高效运作, 将氨转化为热能和电力, 导致该时刻内的氨储存量有所下降, 但通过电池与储热装置实现了能量的有效存储。相较之下, W-DRO 调度策略下的热电联产初期功率较低, 且电池处于放电状态。整个调度过程中, W-DRO 的储热设备管理热能的灵活性较差, 且在供需匹配和调度成本方面表现不如 MW-DRO。这些结果表明, 所提出的调度方法能够有效促进绿电-氢-氨耦合系统的多能互补, 实现全系统的最优调度。

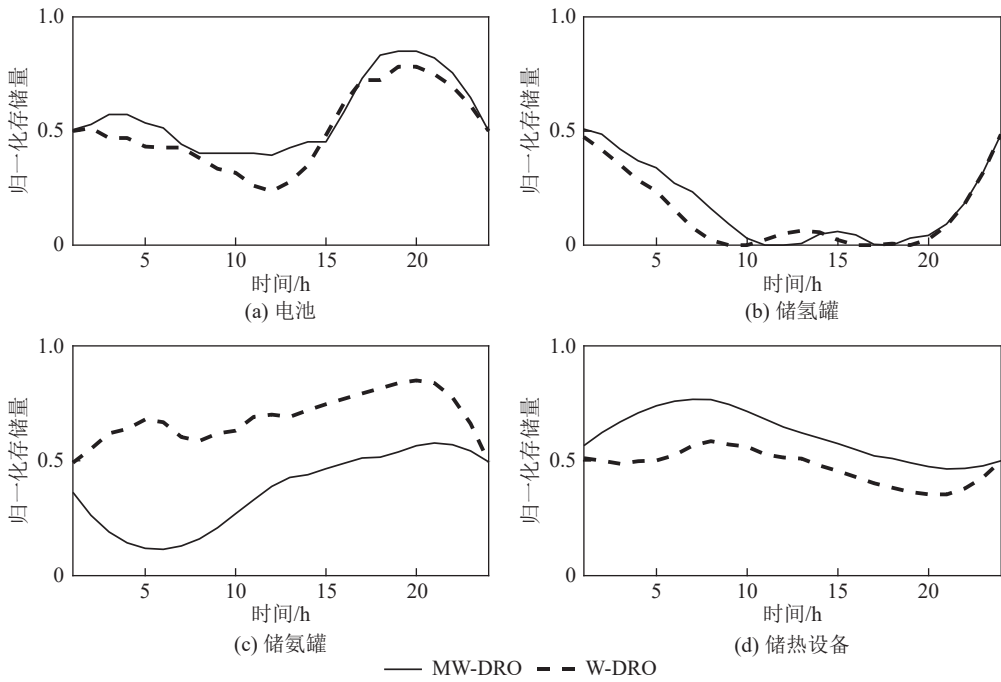


图 3 存储设备调度结果

Fig. 3 The scheduling results of storage devices

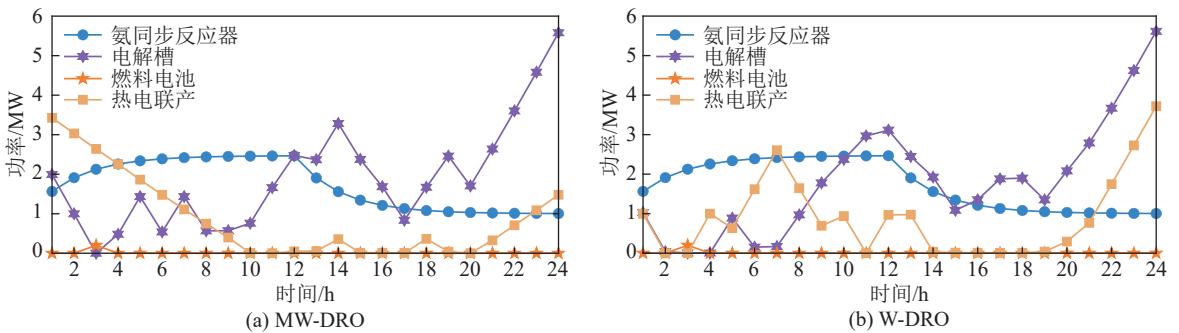


图 4 绿电-氢-氨耦合系统设备调度结果

Fig. 4 The scheduling results for the green electricity-hydrogen-ammonia coupling system

5 结 论

1) 本文针对绿电-氢-氨耦合系统, 提出了一种自适应分布鲁棒调度优化方法, 旨在应对该系统中可再生能源和需求不确定性所带来的挑战。

2) 该方法通过建立混合 Wasserstein 模糊集以准确刻画具备潜在多模态特性的不确定性分布, 同时采用仿射决策规则实现混合整数线性规划等价转化。

3) 实验结果表明, 在样本内测试中, 所提出的

方法相较于基于 Wasserstein 模糊集的分布鲁棒优化和鲁棒优化,性能分别提升了 3.48% 和 7.54%;在样本外测试中,与其余三种方法相比,所提出的方法分别实现了 2.75%、3.67% 和 6.54% 的性能提升。这充分说明了所提出方法的优越性。

4) 此外,所提出的方法被有效应用到绿电-氢-氨耦合系统的调度问题中,充分考虑各能源主体间的耦合关系,协同优化,实现电、氢、氨、热多能互补,从而达到全系统的最优调度。

参考文献 (References):

- [1] 高正平,涂安琪,李天新,等.面向零碳电力的氨燃烧技术研究进展[J].*洁净煤技术*,2022,28(3):173-184.
GAO Zhengping, TU Anqi, LI Tianxin, et al. Recent advances on ammonia combustion technology for zero-carbon power[J]. *Clean Coal Technology*, 2022, 28(3): 173-184.
- [2] 邱一苇,吉旭,朱文聪,等.面向新能源规模化消纳的绿氢化工技术研究现状与关键支撑技术展望[J].*中国电机工程学报*,2023,43(18):6934-6955.
QIU Yiwei, JI Xu, ZHU Wencong, et al. Research status of green hydrogen-based chemical engineering technology and prospect of key supporting technologies for large-scale utilization of new energies[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(18): 6934-6955.
- [3] 刘畅,卓建坤,赵东明,等.利用储能系统实现可再生能源微电网灵活安全运行的研究综述[J].*中国电机工程学报*,2020,40(1):1-18.
LIU Chang, ZHUO Jiankun, ZHAO Dongming, et al. A review on the utilization of energy storage system for the flexible and safe operation of renewable energy microgrids[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(1): 1-18.
- [4] 舒印彪,陈国平,贺静波,等.构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究[J].*中国工程科学*,2021,23(6):61-69.
SHU Yinbiao, CHEN Guoping, HE Jingbo, et al. Building a new electric power system based on new energy sources[J]. *Strategic Study of CAE*, 2021, 23(6): 61-69.
- [5] 张国栋,刘凯.能源互联网背景下的微电网能量管理分析[J].*发电技术*,2019,40(1):17-21.
ZHANG Guodong, LIU Kai. Analysis of microgrid energy management under the background of energy Internet[J]. *Power Generation Technology*, 2019, 40(1): 17-21.
- [6] LIN S J, WANG Y P, LIU M B, et al. Stochastic optimal dispatch of PV/wind/diesel/battery microgrids using state-space approximate dynamic programming[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2019, 13(15): 3409-3420.
- [7] GARCIA-TORRES F, BORDONS C, TOBAJAS J, et al. Stochastic optimization of microgrids with hybrid energy storage systems for grid flexibility services considering energy forecast uncertainties[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(6): 5537-5547.
- [8] GUO Z J, BAI J Y, WEI W, et al. Feasibility in multistage robust dispatch with renewables: A recursive characterization and scalable approximation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 22: 1579-1590.
- [9] KHALILI R, KHALEDI A, MARZBAND M, et al. Robust multi-objective optimization for the Iranian electricity market considering green hydrogen and analyzing the performance of different demand response programs[J]. *Applied Energy*, 2023, 334: 120737.
- [10] LI L Y, NING C, QIU H F, et al. Online data-stream-driven distributionally robust optimal energy management for hydrogen-based multimicrogrids[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(3): 4370-4384.
- [11] MA X T, NING C, LI L Y, et al. Bayesian nonparametric two-stage distributionally robust unit commitment optimization: From global multimodality to local trimming-Wasserstein ambiguity[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(5): 6702-6715.
- [12] CHEN C M, WU X Y, LI Y, et al. Distributionally robust day-ahead scheduling of park-level integrated energy system considering generalized energy storages[J]. *Applied Energy*, 2021, 302: 117493.
- [13] ZHENG X D, KHODAYAR M E, WANG J H, et al. Distributionally robust multistage dispatch with discrete recourse of energy storage systems[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(6): 6960-6973.
- [14] ZHONG J J, LI Y, WU Y, et al. Optimal operation of energy hub: An integrated model combined distributionally robust optimization method with Stackelberg game[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(3): 1835-1848. 1835-1848.
- [15] YU Z P, LIN J, LIU F, et al. Optimal sizing and pricing of grid-connected renewable power to ammonia systems considering the limited flexibility of ammonia synthesis[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(2): 3631-3648. 3631-3648.
- [16] ZHU H, LIU H J. Fast local voltage control under limited reactive power: Optimality and stability analysis[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2016, 31(5): 3794-3803.
- [17] NING C, MA X T. Data-driven Bayesian nonparametric Wasserstein distributionally robust optimization[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2023, 7: 3597-3602.
- [18] MOHAJERIN ESFAHANI P, KUHN D. Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: Performance guarantees and tractable reformulations[J]. *Mathematical Programming*, 2018, 171(1): 115-166.
- [19] DUAN C, FANG W L, JIANG L, et al. Distributionally robust chance-constrained approximate AC-OPF with Wasserstein metric[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(5): 4924-4936.