

计及灵活性挖掘的电-气综合能源系统多源分布鲁棒优化调度

李杰¹,王秀丽¹,王锡凡¹,魏凤廷¹,张晓声²

(1. 西安交通大学 电气工程学院,陕西 西安 710000;

2. 南方电网电力调度控制中心,广东 广州 510000)

摘要:挖掘天然气网络的运行灵活性以及度量可再生能源不确定性建模的质量是电-气综合能源系统(IPGS)调度的2个难点。为此,提出一种计及灵活性挖掘的IPGS多源分布鲁棒优化调度模型。为了克服数据驱动方法在估计概率分布时忽略数据质量的缺陷,提出多源分布鲁棒优化模型以量化风电出力历史数据集的质量;利用多余风电制氢掺氢,构建在随机天然气负荷条件下的天然气网络风险规避模型,以平衡灵活性支撑能力和风险管控需求;基于线性决策准则将所构建的模型转化为易求解的二阶锥规划模型,并设计基于交替方向乘子法的双层分布式算法以实现分布式求解,兼顾数据隐私保护和求解效率提升。算例分析结果表明:所建模型能有效量化数据质量对调度结果的影响,并显著减少风电弃电量;所提算法能以极少的迭代次数快速获得全局最优解。

关键词:电-气综合能源系统;风电不确定性;灵活性;分布鲁棒优化;分布式算法

中图分类号:TM73;TK01

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202602013

0 引言

为了支撑“双碳”背景下的能源系统清洁转型,可再生能源受到了广泛的关注,并得到了大的发展^[1]。目前,我国的风电装机容量已超过 5×10^8 kW,占全球风电总装机容量的50%。然而,随着风电在电力系统中装机占比的逐步提升,弃风现象也日益频繁。电-气综合能源系统(integrated power and gas system,IPGS)能充分发挥天然气网络的灵活性,是促进可再生能源消纳的重要手段之一^[2]。

目前,关于IPGS的研究主要面临以下3个方面的难点:①构建精确的不确定性模型,以应对可再生能源的波动性;②建立灵活的天然气网络运行模型,以促进可再生能源消纳;③设计高效的优化算法,以满足调度环节的计算需求。

在不确定性建模方面,大部分研究采用数据驱动方法。文献[3]综述了电力系统领域常见的不确定性建模方法。其中,鲁棒优化方法基于历史数据构建风电出力的不确定性集合,但其调度结果往往过于保守,导致系统的经济性降低^[4-7]。随机优化方法假设风电出力的概率分布已知,降低了调度结果的保守性。然而,在实际的应用中,采用样本近似概率分布的方式会显著增加计算负担^[8-11]。数据驱动的分布鲁棒优化方法能够在保守性与经济性之间取得良好的平衡,已经成为处理不确定性的一种新兴

方法^[12-13]。文献[14]基于矩信息构建了风电不确定性的模糊集,但当历史数据估计的矩信息保持不变时,不能充分挖掘现有数据的价值。为此,文献[15]提出了一种基于Wasserstein距离的风电不确定性建模方法,以历史数据形成的经验分布为中心,定义概率分布集合。当前,数据驱动方法依赖于数据集对概率分布的估计,因此数据集的质量会直接影响不确定性建模的准确性。简言之,数据质量即为数据集估计概率分布的精准程度^[16]。然而,现有研究普遍忽视了数据质量对调度结果的影响。同时,将数据质量纳入建模过程会给模型框架和求解算法带来巨大的挑战。

在天然气网络模型构建方面,国内外学者开展了一系列研究,旨在充分挖掘天然气网络潜在的运行灵活性,推动可再生能源消纳。文献[17]通过对天然气网络模型进行精细化分析,精准度量了天然气网络在促进风电消纳方面的潜力。文献[18]基于线性决策准则衡量了天然气管网管存的灵活性,以抵消风电预测误差。文献[19]基于内逼近法定义了天然气网络的最优运行域,使其成为高比例可再生能源电力系统中的灵活性资源。通过利用多余风电制氢,天然气网络能够进一步提高可再生能源利用率^[20]。文献[21]将掺氢灵活性纳入运行模型,旨在促进氢能利用和风电消纳。然而,天然气负荷日益增强的随机性可能危及天然气网络的安全运行,同时削弱其运行灵活性^[22]。当前,尚无探讨如何平衡天然气网络的运行灵活性和风险管控需求的相关研究。因此,亟需构建一个风险规避的天然气网络灵活运行模型。

在模型求解框架方面,电网和天然气网分别由

收稿日期:2025-08-26;修回日期:2026-01-07

在线出版日期:2026-02-06

基金项目:国家重点研发计划项目(2024YFF0809203)

Project supported by the National Key Research and Development Program of China(2024YFF0809203)

电力运营商和天然气运营商管控,隐私保护尤为重要。为此,许多研究致力于实现IPGS的分布式求解。文献[23]基于广义Benders分解,提出了一个去中心化的IPGS分布式求解框架。类似地,文献[24]采用目标级联法解决相同的问题。近年来,交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)因具有优越的收敛性能和简洁的迭代机制,成为备受关注的分布式算法。文献[25]采用一致性ADMM,降低了异构网络间的通信成本。在此基础上,文献[26]通过自适应调整惩罚参数,加快了算法的收敛速度。文献[7]进一步探讨了IPGS调度问题并行计算的可行性。然而,不确定建模质量的量化及天然气网络灵活运行模型的构建可能对ADMM的性能产生潜在的影响。因此,构建高效的分布式求解框架对于加强隐私保护和提升计算效率至关重要。

针对上述问题,本文围绕IPGS调度问题,提出计及天然气网络运行灵活性的IPGS多源分布鲁棒优化模型及高效求解算法,主要贡献如下。

1)在不确定建模方面,为了弥补现有方法未能量化数据质量对调度结果的影响,提出了多源分布鲁棒优化方法,实现对风电场历史数据集的精细化度量。与已有研究不同的是,该方法首次在IPGS调度中量化了数据质量对调度决策的影响,并能够评估各数据集的边际价值。

2)在天然气网络建模方面,本文构建了风险规避的天然气网络灵活运行模型,解决了掺氢环境下灵活性与安全性的平衡难题,并在传统天然气模型的基础上,提出了适用于随机天然气负荷条件的风险管控机制,以保障强不确定性下的安全运行。

3)在求解算法方面,首先,为了解决调度模型中的大量非线性约束,基于条件风险价值近似和对偶理论将多源分布鲁棒模型转化为线性调度模型,并基于Chebyshev不等式和Bonferroni近似将风险规避的天然气网络灵活运行模型转化为二阶锥规划模型;然后,基于ADMM设计高效的双层分布式求解框架,兼顾数据隐私保护和求解效率提升;最后,通过实际算例验证所提算法能在极短的时间内得到全局最优解。

1 风电不确定性的多源分布鲁棒优化建模

通常而言,电力运营商会收集风电场 j 的风电出力预测误差历史数据 $\hat{\xi}_j = [\hat{\xi}_{1j}, \hat{\xi}_{2j}, \dots, \hat{\xi}_{N_jj}]$ (其中 N_j 为数据集包含的样本数量),由此形成风电场 j 的数据集 $D_j = \{\hat{\xi}_{ij} | i=1, 2, \dots, N_j\}$,用于估计风电场 j 风电出力预测误差 ξ_j 的真实分布 P_j 。数据集所包含的信

息可通过式(1)所示经验分布进行刻画。

$$\hat{P}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \delta_{\hat{\xi}_{ij}} \quad (1)$$

式中: \hat{P}_j 为风电场 j 风电出力预测误差的经验分布; $\delta_{\hat{\xi}_{ij}}$ 为狄拉克测度。因此,数据集的质量可定义为基于数据集所含信息对概率分布估计的准确性。显然,经验分布与真实分布之间的距离越小,则数据集的质量越高。Wasserstein距离因具有可解性和渐近收敛性,成为衡量概率分布距离的有效工具,其可表示为:

$$d_w(P_j, \hat{P}_j) = \inf_{\Pi} \left(\int_{\Xi_j \times \Xi_j} \|\xi_j - \xi'_j\| \Pi(d\xi_j, d\xi'_j) \right) \quad (2)$$

式中: $d_w(P_j, \hat{P}_j)$ 为经验分布与真实分布之间的Wasserstein距离; ξ_j 为服从真实分布 P_j 的随机变量; ξ'_j 为服从经验分布 \hat{P}_j 的随机变量; Π 为 ξ_j 与 ξ'_j 之间的联合概率分布; Ξ_j 为随机变量 ξ_j 与 ξ'_j 的支撑集; \inf 为集合的下确界。在实际运行过程中,电力运营商会收集来自电力系统中 W 座不同风电场出力预测误差的历史数据,从而形成 W 个独立的数据集。由于真实分布 P_j 通常未知,可基于 W 个数据集构建真实分布的多源模糊集。多源模糊集旨在利用来自多座风电场的独立数据集进行联合建模,如式(3)所示。

$\mathcal{P}(D, \rho^w) =$

$$\left\{ P \in \mathcal{M}(\Xi) \left| \begin{array}{l} P_{\#j} P = P_j \quad j=1, 2, \dots, W \\ d_w(P_j, \hat{P}_j) \leq \rho_j^w \quad j=1, 2, \dots, W \end{array} \right. \right\} \quad (3)$$

式中: P 为随机向量 $\xi = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_w]$ 的联合概率分布; Ξ 为随机向量 ξ 的支撑集; $\mathcal{M}(\Xi)$ 为支撑集 Ξ 的概率空间; $P_{\#j}$ 为分布 P 在第 j 个坐标轴上的投影; ρ_j^w 为数据质量,通过对Wasserstein距离 $d_w(P_j, \hat{P}_j)$ 施加上限以衡量数据集 D_j 的质量; $D = \{D_j | j=1, 2, \dots, W\}$ 、 $\rho^w = \{\rho_j^w | j=1, 2, \dots, W\}$ 分别为所有风电场的数据集及其对应的数据质量指标集合。式(3)所构建的模糊集 $\mathcal{P}(D, \rho^w)$ 在本质上是多座单风电场模糊集的笛卡尔积。在实际的大规模输电网络中,风电场之间的地理位置分散,其出力预测误差的相关性通常较弱,因此本文假设各风电场的出力预测误差是相互独立的随机变量。鉴于1座风电场自身的历史观测数据对推断其出力预测误差的概率分布贡献了最主要的信息,而其他风电场的相关数据所提供的信息增益相对有限,因此上述假设能够最直接地揭示并分析数据质量这一关键因素的作用机制;同时,从理论方面而言,该假设并不会影响本文模型的鲁棒性与优化结果的有效性,且Wasserstein距离 $d_w(P_j, \hat{P}_j)$ 及相应的数据质量 ρ_j^w 是针对每个数据集单独定义和度

量的,因此,不同数据集之间样本数量的差异并不会在模糊集构建过程中引入偏差或导致不可行。电力运营商可依据数据质量从数据集中提取关于真实分布的信息。然后,多源分布鲁棒优化模型通过多源模糊集将数据质量内化于优化决策中,如式(4)所示。

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \sup_{P \in \mathcal{P}(D, \rho^w)} (E_P[c(\mathbf{x}, \xi)]) \quad (4)$$

式中: \mathbf{x} 为电力系统的调度变量向量; \mathcal{X} 为 \mathbf{x} 的可行域; $E_P[\cdot]$ 为期望算子; $c(\mathbf{x}, \xi)$ 为电力系统的调度成本。由于存在内、外层嵌套结构,式(4)难以直接求解,故本文基于文献[16]中的定理1与文献[27]中的定理4.2,将其转化为式(5)所示易求解形式,详细推导过程见附录A。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\mathbf{x}, \lambda_j, s_{ij}} \left\{ \sum_{j=1}^W \lambda_j \rho_j^w + \frac{1}{N^*} \sum_{i=1}^{N^*} \sum_{j=1}^W s_{ij} \right\} \\ \text{s.t.} \left\{ \begin{array}{l} s_{ij} \geq \sup_{\xi_j \in \Xi_j} (c_j(\mathbf{x}, \xi_j) - \lambda_j \|\xi_j - \hat{\xi}_{ij}\|) \\ j=1, 2, \dots, W; i=1, 2, \dots, N^* \\ \mathbf{x} \in \mathcal{X} \\ \lambda_j \geq 0 \quad j=1, 2, \dots, W \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (5)$$

式中: λ_j, s_{ij} 为转化过程中引入的辅助变量; N^* 为均一化数据集中包含的样本数据量; $c_j(\mathbf{x}, \xi_j)$ 为电力系统调度成本 $c(\mathbf{x}, \xi)$ 中包含随机变量 ξ_j 的部分; \sup 为集合的上确界。 λ_j 衡量调度成本随数据质量 ρ_j^w 的边际变化率,故将其视为数据集 D_j 的边际价值。因此,多源分布鲁棒优化模型允许通过求解调度问题来对异质数据集进行价值评估。式(4)的重构基于以下假设:①调度成本的分解性,即 $c(\mathbf{x}, \xi) = \sum_{j=1}^W c_j(\mathbf{x}, \xi_j)$;②数据集的归一性,即 $N_j = N^* (j=1, 2, \dots, W)$ 。在实际应用中,这些假设通常是成立的,这将在后文中加以验证。

2 计及灵活性挖掘的天然气网络建模

2.1 IPGS 概述

IPGS由电力系统和天然气系统构成,其结构示意图如图1所示。电力系统中包括风电场、火电机组,天然气系统中包括天然气井,2个系统之间通过电解槽和燃气机组实现耦合。其中,电解槽利用多余的风电制氢并注入天然气系统,为可再生能源消纳提供了有效的途径。同时,利用现有的天然气管道进行氢能的长距离运输,可带来显著的经济效益。

2.2 天然气网络调度模型

天然气网络可通过一个包含 N 个节点和 E 条支路的有向图进行描述,其中:节点表示气源(如天然气井)、天然气负荷(如燃气机组或常规气负荷)或管道连接点;支路表示天然气管道、安装压缩机的压缩

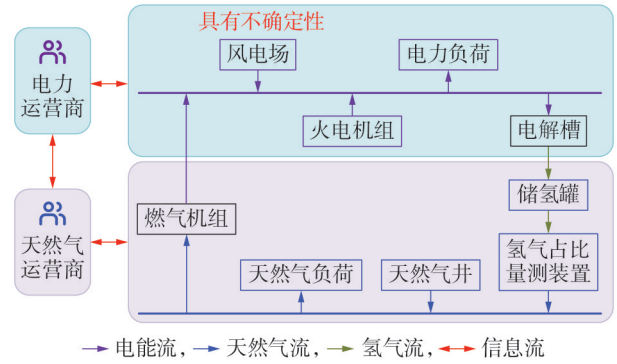


图1 IPGS的结构示意图

Fig.1 Structure diagram of IPGS

机管道或安装阀门的阀门管道。天然气网络的调度问题可概括为:在保证节点气压满足安全边界的前提下,最小化气源的出力成本以满足天然气负荷需求。

本文将调度步长设为1h,调度周期为 T 。由于时间尺度较长,模型可采用天然气网络稳态模型,并使用Weymouth方程对天然气管道气流进行建模。因此,基于精准气负荷预测的天然气网络运行模型可表示为:

$$\min_{q_t, \rho_t, \eta_t, \phi_t} \sum_{i=1}^T (\langle c_1^G, q_t \rangle + \langle q_t, \text{diag}(c_2^G) q_t \rangle) \quad (6)$$

$$q_t - s_t - C^A \eta_t + C^H \mathcal{D}_t^E - C^F g_t = C^N \phi_t \quad t=1, 2, \dots, T \quad (7)$$

$$\phi_{i,e} | \phi_{i,e} | = f_e [(\rho_{i,i} + \eta_{i,e})^2 - \rho_{i,j}^2] \\ e=1, 2, \dots, E; t=1, 2, \dots, T \quad (8)$$

$$\underline{q} \leq q_t \leq \bar{q} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (9)$$

$$\underline{\rho} \leq \rho_t \leq \bar{\rho} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (10)$$

$$\underline{\eta} \leq \eta_t \leq \bar{\eta} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (11)$$

$$\phi_{i,a} \geq 0 \quad a \in E_A; t=1, 2, \dots, T \quad (12)$$

式中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示相同维度向量的内积运算; E_A 为压控管道(包括压缩机管道和阀门管道)集合; c_1^G, c_2^G 分别为气源的线性、二次成本系数向量; $\text{diag}(\cdot)$ 返回对角线为相应向量的对角矩阵; q_t 为 t 时刻气源的出力向量; s_t 为 t 时刻的天然气负荷向量; η_t 为 t 时刻压控管道的压力调节率向量; \mathcal{D}_t^E 为 t 时刻储氢罐向天然气系统的供氢量向量; g_t 为 t 时刻天然气系统对燃气机组的供气量向量; ϕ_t 为 t 时刻天然气管道的流量向量; $\phi_{i,e}$ 为 t 时刻天然气管道 e (其两端节点为节点 i, j)的流量; C^A, C^H, C^F, C^N 为相应的连接矩阵; f_e 为管道 e 的摩擦系数; $\rho_{i,i}$ 为 t 时刻节点 i 的气压; $\eta_{i,e}$ 为 t 时刻管道 e 的压力调节率; ρ_t 为 t 时刻节点的气压向量; \bar{q}, \underline{q} 分别为气源出力的上、下限; $\bar{\rho}, \underline{\rho}$ 分别为节点气压的上、下限; $\bar{\eta}, \underline{\eta}$ 分别为压控管道压力调节率的上、下限; $\phi_{i,a}$ 为 t 时刻压控管道 a 的流量。式(6)为最小化天然气系统运行成本的目标函数;式(7)为天

然气节点的流量平衡约束;式(8)为天然气管道流量的Weymouth方程;式(9)为气源出力约束;式(10)为节点气压约束;式(11)为压控管道的压力调节约束;式(12)为压控管道的流量流向约束。

虽然Weymouth方程为非线性约束,式(6)—(12)仍可采用分支定界算法求解,得到全局最优解 $(q_t^*, \rho_t^*, \eta_t^*, \phi_t^*)_{t=1,2,\dots,T}$ 。然而,在随机天然气负荷条件下,式(6)—(12)转化为一个随机优化问题,此时构建决策变量与随机变量之间的线性关系对问题求解至关重要。因此,基于Weymouth方程的1阶泰勒级数展开,可进行如下线性化处理:

$$f(\phi_t, \rho_t, \eta_t) \approx f(\phi_t^*, \rho_t^*, \eta_t^*) + J_{\phi_t}(\phi_t - \phi_t^*) + J_{\rho_t}(\rho_t - \rho_t^*) + J_{\eta_t}(\eta_t - \eta_t^*) = 0 \quad (13)$$

式中: $f(\cdot)$ 为Weymouth方程; J_{ϕ_t} 、 J_{ρ_t} 、 J_{η_t} 分别为Weymouth方程对管道流量、节点气压、压力调节率的雅可比矩阵。整理后可得如下线性关系:

$$\phi_t = W_{0t} + W_{1t}\rho_t + W_{2t}\eta_t \quad (14)$$

式中: W_{0t} 、 W_{1t} 、 W_{2t} 为灵敏度矩阵。在Weymouth方程的线性化关系下,为了保证解的唯一性,指定某一气源节点为参考节点 r ,并施加节点气压约束,即 $\rho_{t,r} = \rho_{t,r}^*$ 。Weymouth方程线性化的近似误差及其控制方法具体见附录B。

2.3 天然气网络的风险规避模型

2.2节中的线性化步骤有助于构建天然气网络的随机运行模型。将 t 时刻的随机天然气负荷建模为 $s_t + \omega_t$,其中 s_t 为日前阶段 t 时刻的天然气负荷预测值, ω_t 为实时阶段 t 时刻的天然气负荷预测误差。随着天然气负荷的随机性日益增强,如何在灵活性支撑能力与风电管控需求之间取得平衡,成为天然气网络建模的关键和难点,而基于矩模糊集建模可以灵活管控天然气网络状态变量的波动。根据Fréchet-Shohat定理,当不同概率分布的矩信息越接近时,两者之间的相似度越高。基于此,本文基于天然气负荷预测误差的均值与协方差矩阵构建模糊集。天然气运营商会收集天然气负荷预测误差的历史数据 $\hat{\omega}_{t,1}, \hat{\omega}_{t,2}, \dots, \hat{\omega}_{t,N}$,基于历史数据估计均值 $\mu_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_{t,i}$,协方差矩阵 $\Sigma_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{\omega}_{t,i} - \mu_t)(\hat{\omega}_{t,i} - \mu_t)^T$,从而可为随机天然气负荷预测误差 ω_t 构建模糊集 $\mathcal{P}_t(\mu_t, \Sigma_t)$,如式(15)所示。

$$\mathcal{P}_t(\mu_t, \Sigma_t) = \left\{ P \in \mathcal{M}(\mathbf{R}^N) : E_P[\omega_t] = \mu_t, E_P[(\omega_t - \mu_t)(\omega_t - \mu_t)^T] = \Sigma_t \right\} \quad (15)$$

式中: $\mathcal{M}(\mathbf{R}^N)$ 为支撑集 \mathbf{R}^N 的概率空间;为了简化处理,在海量数据可用的情况下,假设 $\mu_t = 0$ 。然后,在随机天然气负荷条件下构建天然气网络的风险规避模型,如式(16)—(20)所示,以兼顾灵活性支撑能力与风险管控需求。

$$\min_{q_t(\omega_t), \rho_t(\omega_t), \eta_t(\omega_t), \phi_t(\omega_t), s_t^P, s_t^F} \left\{ \sum_{t=1}^T \left(c^P \langle I, s_t^P \rangle + c^F \langle I, s_t^F \rangle + \sup_{P \in \mathcal{P}_t(\mu_t, \Sigma_t)} \left(E_P \left[\langle c_t^G, q_t(\omega_t) \rangle + \langle q_t(\omega_t), \text{diag}(c_2^G) q_t(\omega_t) \rangle \right] \right) \right\} \quad (16)$$

$$S_{\text{std}}(\rho_{t,n}(\omega_t)) \leq s_{t,n}^P \quad n=1, 2, \dots, N; t=1, 2, \dots, T \quad (17)$$

$$S_{\text{std}}(\phi_{t,e}(\omega_t)) \leq s_{t,e}^F \quad e=1, 2, \dots, E; t=1, 2, \dots, T \quad (18)$$

$$P \left[\begin{array}{l} q_t(\omega_t) - (s_t + \omega_t) - C^A \eta_t(\omega_t) + \\ C^H \vartheta_t^E - C^F g_t = C^N \phi_t(\omega_t) \\ \phi_t(\omega_t) = W_{0t} + W_{1t} \rho_t(\omega_t) + W_{2t} \eta_t(\omega_t) \\ \rho_{t,r}(\omega_t) = \rho_{t,r}^* \end{array} \right] = 1 \quad P \in \mathcal{P}_t(\mu_t, \Sigma_t); t=1, 2, \dots, T \quad (19)$$

$$\inf_{P \in \mathcal{P}_t(\mu_t, \Sigma_t)} \left[P \left[\begin{array}{l} \underline{q} \leq q_t(\omega_t) \leq \bar{q} \\ \underline{\rho} \leq \rho_t(\omega_t) \leq \bar{\rho} \\ \underline{\eta} \leq \eta_t(\omega_t) \leq \bar{\eta} \\ \phi_{t,a}(\omega_t) \geq 0 \quad a \in E_A \end{array} \right] \right] \geq 1 - \epsilon_t^G \quad t=1, 2, \dots, T \quad (20)$$

式中: $q_t(\omega_t)$ 、 $\rho_t(\omega_t)$ 、 $\eta_t(\omega_t)$ 、 $\phi_t(\omega_t)$ 为与随机天然气负荷相关的随机状态变量; $s_t^P = [s_{t,n}^P]$ 、 $s_t^F = [s_{t,e}^F]$ 为引入的辅助变量; c^P 、 c^F 分别为节点气压、天然气管道流量标准差的惩罚系数; I 为适当维度的全1向量; $S_{\text{std}}(\cdot)$ 为随机变量的标准差; ϵ_t^G 为联合会约束的风险系数。式(16)为最小化天然气系统运行成本的目标函数,运行成本包括天然气网络的状态控制成本与气源出力成本;式(17)为节点气压标准差约束;式(18)为天然气管道流量标准差约束;式(19)确保随机等式约束在模糊集内的所有概率分布下均成立;式(20)为联合会约束,确保即使天然气负荷预测误差满足模糊集中最差的概率分布,系统的不等式约束仍能同时满足设定的置信水平。

模型式(16)—(20)不仅能够利用基于矩信息的分布鲁棒优化模型准确刻画天然气系统的灵活性支撑能力,还可通过动态调整惩罚因子来有效控制网络状态变量的方差波动。

2.4 耦合设备的约束条件

IPGS通过电解槽和燃气机组实现电力系统与天然气系统之间的耦合:电解槽通过消耗电能制氢,储氢罐用于动态平衡氢气供需,燃气机组通过燃烧天然气发电。耦合设备需要满足的约束条件如下:

$$\rho_{t,f} = \eta_f g_{t,f} \quad f=1, 2, \dots, F; t=1, 2, \dots, T \quad (21)$$

$$\vartheta_{t,h}^1 = \eta_h e_{t,h} \quad h=1, 2, \dots, H; t=1, 2, \dots, T \quad (22)$$

$$0 \leq e_{t,h} \leq \bar{E}_h \quad h=1, 2, \dots, H; t=1, 2, \dots, T \quad (23)$$

$$\rho_{t,h}^H = \rho_{t-1,h}^H + \frac{RT^H}{V^H} (\vartheta_{t,h}^1 - \vartheta_{t,h}^E) \quad h=1, 2, \dots, H; t=1, 2, \dots, T \quad (24)$$

$$\underline{\rho}_h^H \leq \rho_{t,h}^H \leq \bar{\rho}_h^H \quad h=1, 2, \dots, H; t=1, 2, \dots, T \quad (25)$$

$$\rho_{T,h}^H = \rho_{0,h}^H \quad h=1, 2, \dots, H \quad (26)$$

式中: F 为燃气机组数量; H 为电解槽或储氢罐数量; $p_{t,f}$ 为 t 时刻燃气机组 f 的发电量; $g_{t,f}$ 为 t 时刻天然气系统向燃气机组 f 的供气量; η_f 为燃气机组 f 的能量转换效率; η_h 为电解槽 h 的功耗系数; $e_{t,h}$ 为 t 时刻电解槽 h 的耗电量; $\vartheta_{t,h}^I$ 为 t 时刻电解槽 h 向储氢罐的注氢量; $\vartheta_{t,h}^E$ 为 t 时刻储氢罐 h 向天然气系统的供氢量; \bar{E}_h 为电解槽 h 的额定功率; $\rho_{t,h}^H$ 为 t 时刻储氢罐 h 内的气体压力; R 为氢气的气体常数; T^H 、 V^H 分别为储氢罐的温度、体积; $\bar{\rho}_h^H$ 、 $\underline{\rho}_h^H$ 分别为储氢罐 h 内气体压力的上、下限; $\rho_{0,h}^H$ 、 $\rho_{T,h}^H$ 分别为调度周期始、末储氢罐 h 内的气体压力。式(21)、(22)为耦合设备的能量转换约束;式(23)为电解槽的耗电量约束;式(24)—(26)为储氢罐内气体压力的动态变化约束。

在掺氢过程中,可通过检测韦伯指数确保天然气用户的用气安全,并维持天然气设备的正常运行状态,相关约束如下:

$$H_t^{\text{HCNG}} = \delta_t H_t^{\text{H}_2} + (1 - \delta_t) H_t^{\text{CH}_4} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (27)$$

$$\rho_t^{\text{HCNG}} = \delta_t \rho_t^{\text{H}_2} + (1 - \delta_t) \rho_t^{\text{CH}_4} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (28)$$

$$\underline{W} \leq \frac{H_t^{\text{HCNG}}}{\sqrt{\rho_t^{\text{HCNG}} / \rho_0}} \leq \bar{W} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (29)$$

式中: H_t^{HCNG} 、 ρ_t^{HCNG} 分别为 t 时刻天然气的高热值、密度; ρ_0 为标准状态下天然气的高热值; $H_t^{\text{H}_2}$ 、 $\rho_t^{\text{H}_2}$ 分别为氢气的高热值、密度; $H_t^{\text{CH}_4}$ 、 $\rho_t^{\text{CH}_4}$ 分别为甲烷的高热值、密度; δ_t 为 t 时刻的掺氢比例; \bar{W} 、 \underline{W} 分别为韦伯指数的安全上、下限。

3 IPGS的协同调度模型

3.1 电力系统的调度模型

电力系统由 B 条母线、 L 条输电线路、 G 台火电机组、 W 座风电场和 D_L 个负荷组成,耦合设备包含 H 台电解槽与 F 台燃气机组。电力系统的调度模型为两阶段分布鲁棒优化模型,第一阶段对应日前阶段,第二阶段对应实时阶段。 t 时刻风电场的不确定出力可表示为 $f_t + \xi_t$,其中 f_t 为日前阶段 t 时刻风电场出力的预测值, ξ_t 为实时阶段 t 时刻风电场出力的预测误差。风电场出力预测误差会破坏电力系统的实时功率平衡,可通过调度火电机组的旋转备用容量来平衡不确定性。 t 时刻火电机组的实际出力可表示为 $p_t(\xi_t) = p_t + r_t(\xi_t)$,其中 p_t 为 t 时刻火电机组的预测出力(为连续变量), $r_t(\xi_t)$ 为因风电场出力不确定性引起的 t 时刻火电机组的调整功率。假设火电机组基于线性决策准则调整自身的出力,则 $r_t(\xi_t) = -Y_t \xi_t$,其中 Y_t 为 t 时刻火电机组的调整因子(为连续优化变量),可通过优化 Y_t 来选取火电机组的最优调

整策略。总体而言,日前阶段的决策对应于风电场出力预测值,实时阶段的决策对应于风电场出力的预测误差。

本文采用直流潮流模型对潮流方程进行线性化处理,火电机组、风电场、负荷、电解槽对应的功率转移因子矩阵分别为 M^G 、 M^W 、 M^D 、 M^E 。基于上述信息,构建风电场出力不确定性下的电力系统运行模型,如式(30)—(37)所示。

$$\min_{p_t, Y_t, r_t^U, r_t^D, w_t} \left\{ \sum_{t=1}^T \left(\langle c^U, r_t^U \rangle + \langle c^D, r_t^D \rangle + c^W \langle I, w_t \rangle + \sup_{p \in \mathcal{P}(D, \rho^W)} \left(E_p \left[\langle c^E, p_t - Y_t \xi_t \rangle \right] \right) \right) \right\} \quad (30)$$

$$\langle I, p_t \rangle + \langle I, f_t - w_t \rangle = \langle I, d_t \rangle + \langle I, e_t \rangle \quad t=1, 2, \dots, T \quad (31)$$

$$I^T Y_t = I^T \quad t=1, 2, \dots, T \quad (32)$$

$$\begin{cases} r_t^U \geq 0 \\ r_t^D \geq 0 \end{cases} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (33)$$

$$\begin{cases} p_t - r_t^D \geq \underline{p} \\ p_t + r_t^U \leq \bar{p} \end{cases} \quad t=1, 2, \dots, T \quad (34)$$

$$0 \leq w_t \leq f_t \quad t=1, 2, \dots, T \quad (35)$$

$$\inf_{p \in \mathcal{P}(D, \rho^W)} \left\{ P \left(\begin{array}{l} -r_t^D \leq -Y_t \xi_t \leq r_t^U \\ -\bar{l} \leq M^G(p_t - Y_t \xi_t) + M^W \times \\ (f_t - w_t + \xi_t) - M^D d_t - M^E e_t \leq \bar{l} \end{array} \right) \right\} \geq 1 - \epsilon_t^P \quad t=1, 2, \dots, T \quad (36)$$

$$-r^- \leq p_t(\xi_t) - p_{t-1}(\xi_{t-1}) \leq r^+$$

$$\xi_t \in \Xi_t; \xi_{t-1} \in \Xi_{t-1}; t=1, 2, \dots, T \quad (37)$$

式中: c^U 、 c^D 为火电机组的旋转备用成本系数向量; c^W 为弃风惩罚成本系数; c^E 为火电机组出力成本系数向量; r_t^U 、 r_t^D 分别为 t 时刻火电机组的向上、向下旋转备用容量向量,均为连续变量; w_t 为 t 时刻风电场的弃风量向量,为连续变量; d_t 为 t 时刻负荷的用电量向量; e_t 为 t 时刻电解槽的耗电量向量; \bar{p} 、 \underline{p} 分别为火电机组出力的上、下限; \bar{l} 为输电线路的容量上限; ϵ_t^P 为联合机会约束的风险系数; r^+ 、 r^- 分别为火电机组爬坡能力的上、下限; Ξ_t 、 Ξ_{t-1} 分别为随机变量 ξ_t 、 ξ_{t-1} 的支撑集。式(30)为最小化电力系统运行成本的目标函数,运行成本包括火电机组旋转备用容量成本、弃风惩罚成本与火电机组出力成本;式(31)、(32)为功率平衡约束,确保风电场出力预测误差可通过调度旋转备用容量予以抵消;式(33)为火电机组的旋转备用容量约束;式(34)为火电机组的出力约束;式(35)为风电场的弃风量约束;式(36)为火电机组旋转备用容量与输电线路潮流的联合机会约束;式(37)为火电机组的爬坡能力约束。

3.2 模型概览

至此,计及灵活性挖掘的IPGS多源分布鲁棒优化协同调度模型可表示为:

$$\begin{aligned}
& \min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} \left\{ \min_{\mathbf{q}_i(\boldsymbol{\omega}_i), \boldsymbol{\rho}_i(\boldsymbol{\omega}_i), \boldsymbol{\eta}_i(\boldsymbol{\omega}_i), \boldsymbol{\phi}_i(\boldsymbol{\omega}_i), \mathbf{s}_i^p, \mathbf{s}_i^f} \left\{ \sum_{i=1}^T \left(\mathbf{c}^p \langle \mathbf{I}, \mathbf{s}_i^p \rangle + \mathbf{c}^f \langle \mathbf{I}, \mathbf{s}_i^f \rangle + \right. \right. \right. \\
& \left. \left. \left. \sup_{P \in \mathcal{P}_i(\boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)} \left(E_p \left[\langle \mathbf{c}_1^c, \mathbf{q}_i(\boldsymbol{\omega}_i) \rangle + \right. \right. \right. \right. \\
& \left. \left. \left. \langle \mathbf{q}_i(\boldsymbol{\omega}_i), \text{diag}(\mathbf{c}_2^c) \mathbf{q}_i(\boldsymbol{\omega}_i) \rangle \right) \right] \right) \right\} + \\
& \min_{\boldsymbol{\rho}_i, \mathbf{Y}_i, \mathbf{r}_i^u, \mathbf{r}_i^d, \mathbf{w}_i} \left\{ \sum_{i=1}^T \left(\langle \mathbf{c}^u, \mathbf{r}_i^u \rangle + \langle \mathbf{c}^d, \mathbf{r}_i^d \rangle + \mathbf{c}^w \langle \mathbf{I}, \mathbf{w}_i \rangle + \right. \right. \\
& \left. \left. \sup_{P \in \mathcal{P}(D, \rho^w)} \left(E_p \left[\langle \mathbf{c}^E, \mathbf{p}_i - \mathbf{Y}_i \boldsymbol{\xi}_i \rangle \right] \right) \right) \right\} \\
& \text{s.t. 式(17)—(26)、(31)—(37)}
\end{aligned} \quad (38)$$

式中: \mathbf{y} 为天然气系统的调度变量向量。计及灵活性挖掘的IPGS多源分布鲁棒优化协同调度模型以最小化IPGS的运行成本(包括电力系统的运行成本与天然气系统的运行成本)为优化目标,需要满足天然气系统的运行约束式(17)—(20)、(23)—(26),电力系统的运行约束式(31)—(37),电-气耦合约束式(21)和式(22)。

4 模型求解

4.1 天然气网络调度模型转化

基于线性决策准则^[28],天然气网络的随机状态变量可近似表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{q}_i(\boldsymbol{\omega}_i) = \mathbf{q}_i + \mathbf{Q}_i \boldsymbol{\omega}_i, & \boldsymbol{\rho}_i(\boldsymbol{\omega}_i) = \boldsymbol{\rho}_i + \mathbf{P}_i \boldsymbol{\omega}_i \\ \boldsymbol{\eta}_i(\boldsymbol{\omega}_i) = \boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{H}_i \boldsymbol{\omega}_i, & \boldsymbol{\phi}_i(\boldsymbol{\omega}_i) = \boldsymbol{\phi}_i + \boldsymbol{\Phi}_i \boldsymbol{\omega}_i \end{cases} \quad (39)$$

式中: $\mathbf{Q}_i, \mathbf{P}_i, \mathbf{H}_i, \boldsymbol{\Phi}_i$ 为天然气负荷预测误差对应的调整因子。

将式(39)代入式(16)中,可得如下重构表达式:

$$\begin{aligned}
& \sum_{i=1}^T \left(\mathbf{c}^p \langle \mathbf{I}, \mathbf{s}_i^p \rangle + \mathbf{c}^f \langle \mathbf{I}, \mathbf{s}_i^f \rangle + \langle \mathbf{c}_1^c, \mathbf{q}_i \rangle + \right. \\
& \left. \langle \mathbf{q}_i, \text{diag}(\mathbf{c}_2^c) \mathbf{q}_i \rangle + \text{Tr}(\mathbf{Q}_i^T \text{diag}(\mathbf{c}_2^c) \mathbf{Q}_i \boldsymbol{\Sigma}_i) \right) \quad (40)
\end{aligned}$$

式中: $\text{Tr}(\cdot)$ 表示返回相应矩阵的对角线元素之和。

将式(39)代入随机等式约束式(19)中,则约束条件的等号两边均成为随机变量 $\boldsymbol{\omega}_i$ 的线性函数。为了确保该随机等式约束在模糊集内对所有可能实现的 $\boldsymbol{\omega}_i$ 均严格成立,1个充分必要条件是:等号两边关于 $\boldsymbol{\omega}_i$ 的常数项(0阶系数)与一次项(1阶系数)必须分别相等。通过这种系数匹配方式,可以将1个包含随机变量、无穷多约束的等式条件转化为1个仅涉及决策变量的确定性等式约束。以天然气网络的节点流量平衡约束为例,具体推导过程如下。

将线性决策准则代入随机约束中,可得:

$$\begin{aligned}
& \mathbf{q}_i + \mathbf{Q}_i \boldsymbol{\omega}_i - (\mathbf{s}_i + \boldsymbol{\omega}_i) - \mathbf{C}^A (\boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{H}_i \boldsymbol{\omega}_i) + \mathbf{C}^H \boldsymbol{\vartheta}_i^E - \\
& \mathbf{C}^F \mathbf{g}_i = \mathbf{C}^N (\boldsymbol{\phi}_i + \boldsymbol{\Phi}_i \boldsymbol{\omega}_i) \quad (41)
\end{aligned}$$

整理后为:

$$\begin{aligned}
& \mathbf{q}_i - \mathbf{s}_i - \mathbf{C}^A \boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{C}^H \boldsymbol{\vartheta}_i^E - \mathbf{C}^F \mathbf{g}_i + \\
& (\mathbf{Q}_i - \text{diag}(\mathbf{I}) - \mathbf{C}^A \mathbf{H}_i) \boldsymbol{\omega}_i = \mathbf{C}^N \boldsymbol{\phi}_i + \mathbf{C}^N \boldsymbol{\Phi}_i \boldsymbol{\omega}_i \quad (42)
\end{aligned}$$

若要等式(42)对所有 $\boldsymbol{\omega}_i$ 均成立,则必须满足:

$$\begin{cases} \mathbf{q}_i - \mathbf{s}_i - \mathbf{C}^A \boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{C}^H \boldsymbol{\vartheta}_i^E - \mathbf{C}^F \mathbf{g}_i = \mathbf{C}^N \boldsymbol{\phi}_i \\ \mathbf{Q}_i - \text{diag}(\mathbf{I}) - \mathbf{C}^A \mathbf{H}_i = \mathbf{C}^N \boldsymbol{\Phi}_i \end{cases} \quad (43)$$

基于Chebyshev不等式与Bonferroni近似方法,可将联合机会约束式(20)转化为二阶锥约束^[29]。以天然气网络的气源出力约束为例,其对应的二阶锥约束形式为:

$$\begin{cases} (z_{i,n}^q)^2 + \mathbf{Q}_{i,n}^T \boldsymbol{\Sigma}_i \mathbf{Q}_{i,n} \leq \bar{\epsilon}_i^c \left(\frac{\bar{q}_n - \underline{q}_n}{2} - x_{i,n}^q \right)^2 \\ \left| q_{i,n} - \frac{\bar{q}_n - \underline{q}_n}{2} \right| \leq x_{i,n}^q + z_{i,n}^q \\ \frac{\bar{q}_n - \underline{q}_n}{2} \geq x_{i,n}^q, \quad x_{i,n}^q \geq 0, \quad z_{i,n}^q \geq 0 \end{cases} \quad (44)$$

式中: $x_{i,n}^q, z_{i,n}^q$ 为联合机会约束转化过程中引入的辅助变量; $\bar{\epsilon}_i^c$ 为独立机会约束的风险系数; $\mathbf{Q}_{i,n}^T$ 为矩阵 \mathbf{Q}_i 的第 n 行; $\bar{q}_n, \underline{q}_n$ 分别为向量 $\bar{\mathbf{q}}, \underline{\mathbf{q}}$ 的第 n 个元素; $q_{i,n}$ 为 t 时刻气源 n 的出力。

最后,状态变量的标准差约束式(17)、(18)可转化为以下形式:

$$\begin{cases} \left\| \boldsymbol{\Sigma}_i^{1/2} \mathbf{P}_{i,n} \right\| \leq s_{i,n}^p \\ \left\| \boldsymbol{\Sigma}_i^{1/2} \boldsymbol{\Phi}_{i,e} \right\| \leq s_{i,e}^f \end{cases} \quad (45)$$

式中: $\mathbf{P}_{i,n}^T$ 为矩阵 \mathbf{P}_i 的第 n 行; $\boldsymbol{\Phi}_{i,e}^T$ 为矩阵 $\boldsymbol{\Phi}_i$ 的第 e 行。

4.2 电力系统调度模型转化

显然,火电机组的旋转备用容量成本具有可分解性,基于多源分布鲁棒优化重构式(5),式(30)中火电机组的旋转备用容量成本可转化为:

$$\begin{aligned}
& \min_{\mathbf{Y}_i, \lambda_{i,j}^o, s_{i,j}^o} \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^W \left(\lambda_{i,j}^o \rho_{i,j}^w + \frac{1}{N^*} \sum_{i=1}^{N^*} s_{i,j}^o \right) \\
& \text{s.t.} \begin{cases} s_{i,j}^o \geq \langle \mathbf{c}^E, -\mathbf{Y}_{i,j} \rangle \bar{\xi}_{i,j} - \lambda_{i,j}^o (\bar{\xi}_{i,j} - \hat{\xi}_{i,j}) \\ s_{i,j}^o \geq \langle \mathbf{c}^E, -\mathbf{Y}_{i,j} \rangle \underline{\xi}_{i,j} + \lambda_{i,j}^o (\underline{\xi}_{i,j} - \hat{\xi}_{i,j}) \\ s_{i,j}^o \geq \langle \mathbf{c}^E, -\mathbf{Y}_{i,j} \rangle \hat{\xi}_{i,j} \end{cases} \quad (46)
\end{aligned}$$

式中: $\bar{\xi}_{i,j}, \underline{\xi}_{i,j}$ 分别为 t 时刻风电场 j 风电出力预测误差的上、下限; $\hat{\xi}_{i,j}$ 为 t 时刻风电场 j 风电出力预测误差的第 i 个历史数据; $\rho_{i,j}^w$ 为 t 时刻风电场 j 的数据质量; $\lambda_{i,j}^o, s_{i,j}^o$ 为电力系统调度成本转化过程中引入的连续辅助变量,其中 $\lambda_{i,j}^o$ 非负; $\mathbf{Y}_{i,j}$ 为矩阵 \mathbf{Y}_i 的第 j 列向量。

由于联合机会约束在不同的调度周期之间不存在耦合关系,其一般形式可表示为:

$$\inf_{P \in \mathcal{P}(D, \rho^w)} \left(P \left(\max_{k=1,2,\dots,K} \left\{ \langle \mathbf{a}_{t,k}, \boldsymbol{\xi}_t \rangle + b_{t,k} \right\} \leq 0 \right) \right) \geq 1 - \epsilon_i^p \quad (47)$$

式中： K 为联合机会约束中独立机会约束的数量； $\mathbf{a}_{i,k}, b_{i,k}$ 为调度变量的线性函数。

联合机会约束通常难以直接求解，因此采用条件风险价值将其近似表示为：

$$\sup_{P \in \mathcal{P}(D, \rho^w)} \left(P - C_{\text{CVaR}, \epsilon_t^p} \left(\max_{k=1,2,\dots,K} \left\{ \langle \mathbf{a}_{i,k}, \underline{\xi}_i \rangle + b_{i,k} \right\} \right) \right) \leq 0 \quad (48)$$

式中： $C_{\text{CVaR}, \epsilon_t^p}(\cdot)$ 为条件风险价值。

式(48)可进一步转化为以下连续线性约束：

$$\begin{cases} \tau_i \epsilon_t^p + \sum_{j=1}^w \lambda_{i,j}^c \rho_{i,j}^w + \frac{1}{N^*} \sum_{i=1}^{N^*} s_{i,i}^c \leq 0 & (\psi_i) \\ s_{i,i}^c \geq b_{i,k} - \tau_i + \langle \mathbf{a}_{i,k}, \bar{\xi}_i \rangle - \langle \lambda_i^c, \bar{\xi}_i - \hat{\xi}_{i,i} \rangle \\ s_{i,i}^c \geq b_{i,k} - \tau_i + \langle \mathbf{a}_{i,k}, \underline{\xi}_i \rangle + \langle \lambda_i^c, \underline{\xi}_i - \hat{\xi}_{i,i} \rangle \\ s_{i,i}^c \geq b_{i,k} - \tau_i + \langle \mathbf{a}_{i,k}, \hat{\xi}_i \rangle \\ s_{i,i}^c \geq - \langle \lambda_i^c, \bar{\xi}_i - \hat{\xi}_{i,i} \rangle \\ s_{i,i}^c \geq \langle \lambda_i^c, \underline{\xi}_i - \hat{\xi}_{i,i} \rangle \end{cases} \quad (49)$$

式中： $\tau_i, \lambda_{i,j}^c, s_{i,i}^c$ 为联合机会约束转化过程中引入的连续辅助变量，其中 $\lambda_{i,j}^c, s_{i,i}^c$ 非负； $\lambda_i^c = [\lambda_{i,j}^c]$ ； $\bar{\xi}_i = [\bar{\xi}_{i,j}]$ ； $\underline{\xi}_i = [\underline{\xi}_{i,j}]$ ； $\hat{\xi}_i = [\hat{\xi}_{i,j}]$ ； ψ_i 为相应约束的对偶变量。

风电场出力预测误差 ξ_i 的支撑集可紧凑地表示为矩阵形式 $\Xi_i = \{ \xi_i | \mathbf{H}_i \xi_i \leq \mathbf{h}_i \}$ ，其中 $\mathbf{H}_i = [\mathbf{E} \quad -\mathbf{E}]^T$ ， $\mathbf{h}_i = [(\Delta \bar{\rho}_i^w)^T \quad (-\Delta \underline{\rho}_i^w)^T]^T$ ， \mathbf{E} 为单位矩阵。基于线性规划对偶定理，火发电机组的爬坡能力约束式(37)可转化为如下连续线性约束：

$$\begin{cases} p_{i,g} - \mathbf{h}_i^T \mathbf{x}_{i,g}^- - p_{i-1,g} + \mathbf{h}_{i-1}^T \mathbf{z}_{i-1,g}^- \geq -r_g^- \\ \mathbf{H}_{i,g}^T \mathbf{x}_{i,g}^- = \mathbf{y}_{i,g}, \quad \mathbf{x}_{i,g}^- \geq 0 \\ \mathbf{H}_{i-1,g}^T \mathbf{z}_{i-1,g}^- = \mathbf{y}_{i-1,g}, \quad \mathbf{z}_{i-1,g}^- \leq 0 \\ p_{i,g} - \mathbf{h}_i^T \mathbf{x}_{i,g}^+ - p_{i-1,g} + \mathbf{h}_{i-1}^T \mathbf{z}_{i-1,g}^+ \leq r_g^+ \\ \mathbf{H}_{i,g}^T \mathbf{x}_{i,g}^+ = \mathbf{y}_{i,g}, \quad \mathbf{x}_{i,g}^+ \leq 0 \\ \mathbf{H}_{i-1,g}^T \mathbf{z}_{i-1,g}^+ = \mathbf{y}_{i-1,g}, \quad \mathbf{z}_{i-1,g}^+ \geq 0 \end{cases} \quad (50)$$

式中： $p_{i,g}$ 为 t 时刻火电机组 g 的出力； r_g^+, r_g^- 分别为火电机组 g 的爬坡约束上、下限； $\mathbf{x}_{i,g}^-, \mathbf{z}_{i-1,g}^-, \mathbf{x}_{i,g}^+, \mathbf{z}_{i-1,g}^+$ 为鲁棒约束转化过程中引入的连续辅助变量； $\mathbf{y}_{i,g}$ 为矩阵 \mathbf{Y}_i 的第 g 行向量。

综上所述，转化后的IPGS多源分布鲁棒优化调度模型为一个二阶锥规划模型，其紧凑形式为：

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}, \mathbf{y} \in \mathcal{Y}} \{ f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{y}) \} \\ \text{s.t. } \mathbf{Ax} + \mathbf{By} = \mathbf{c} \end{cases} \quad (51)$$

式中： \mathcal{Y} 为 \mathbf{y} 的可行域； $f(\mathbf{x}), g(\mathbf{y})$ 分别为转化后的电力系统、天然气系统的调度成本；等式约束 $\mathbf{Ax} + \mathbf{By} = \mathbf{c}$ 为IPGS耦合约束的紧凑形式，其具体表示式(21)、(22)所描述的耦合设备的能源转换约束， \mathbf{A}, \mathbf{B} 分别为变量 \mathbf{x}, \mathbf{y} 的系数矩阵，其元素由耦合设备的

效率系数及网络连接关系构成， \mathbf{c} 为相应的常数列向量。

4.3 双层分布式优化算法

为了保障电力系统与天然气系统的数据隐私，并减轻集中式求解的计算负担，有必要设计分布式求解算法框架。传统的ADMM存在收敛速度较慢的问题，因此为了减少迭代次数，深入挖掘问题结构对于提升ADMM的性能至关重要。传统的ADMM基于固定惩罚因子的方式，通常无法实现最优的收敛性能。文献[30]提出了自适应ADMM，通过深入挖掘问题的半强凸结构，动态地在预设区间内更新惩罚因子。该机制能够根据迭代过程中原始残差与对偶残差的相对大小，自动调整惩罚力度，从而更有效地协调迭代路径，显著加速收敛。式(51)属于半强凸问题，特别适合采用自适应ADMM进行求解^[30]。为此，将对应的增广拉格朗日函数 $L_{\rho_U}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \lambda_U)$ 表示为：

$$L_{\rho_U}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \lambda_U) = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{y}) + \lambda_U^T (\mathbf{Ax} + \mathbf{By} - \mathbf{c}) + \frac{\rho_U}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{By} - \mathbf{c}\|^2 \quad (52)$$

式中： λ_U 为拉格朗日乘子； ρ_U 为惩罚因子。

上层自适应ADMM的求解步骤如附录C表C1所示。值得注意的是，不同于传统的ADMM固定惩罚因子的迭代方式，自适应ADMM充分利用调度成本项的半强凸结构，通过构建惩罚因子的区间集合，并在该区间内动态更新惩罚因子，从而实现了加快算法收敛速度的目的。

在电力系统调度子问题中，多源分布鲁棒优化模型转化的过程中引入了大量的辅助变量，这可能会降低求解效率。可以观察到，不同时刻之间仅通过式(37)进行耦合，因此可设计并行计算框架以加速求解。

首先，通过引入复制变量，将时刻之间的耦合约束转化为各时刻内部的局部约束。具体而言， t 时刻与 $t-1$ 时刻的状态可通过复制变量实现一致性关联，如式(53)所示。

$$\mathbf{p}_{t-1}^c = \mathbf{p}_{t-1}, \quad \mathbf{Y}_{t-1}^c = \mathbf{Y}_{t-1}, \quad \mathbf{z}_{t-2}^{c+} = \mathbf{z}_{t-2}^+, \quad \mathbf{z}_{t-2}^{c-} = \mathbf{z}_{t-2}^- \quad (53)$$

式中： $\mathbf{p}_{t-1}^c, \mathbf{Y}_{t-1}^c, \mathbf{z}_{t-2}^{c+}, \mathbf{z}_{t-2}^{c-}$ 为 t 时刻引入的复制变量； $\mathbf{p}_{t-1}, \mathbf{Y}_{t-1}, \mathbf{z}_{t-2}^+, \mathbf{z}_{t-2}^-$ 为 $t-1$ 时刻的优化变量。

然后，电力系统调度子问题的紧凑形式可以表示为：

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{X}_i} \left\{ L_{\rho_U}(\mathbf{x}, \mathbf{y}^k, \lambda_U^k) + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^k\|^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^T \mathbf{A}_i \mathbf{x}_i = \mathbf{b} \end{cases} \quad (54)$$

式中： \mathbf{x}_i 为 t 时刻的调度变量； \mathcal{X}_i 为 \mathbf{x}_i 的可行域； \mathbf{A}_i 为 t 时刻 \mathbf{x}_i 的系数矩阵； \mathbf{b} 为常数向量；等式约束对应式

(53)的矩阵形式; k 表示上层分布式算法的第 k 次迭代。该重构过程在数学上是严格等价的,未引入任何近似或简化,因此解耦本身不会带来理论误差。

最后,设计并行ADMM,以实现并行求解的目标。传统的ADMM在处理多个变量时无法保证收敛性,因此,本文采用近端雅可比ADMM,通过在推广拉格朗日函数中增加近端项,以确保算法的收敛性^[31]。

下层近端雅可比ADMM的具体求解步骤如附录C表C2所示。由于将多时刻耦合的调度问题解耦为多个单时刻的调度问题,电力系统调度子问题可实现并行求解。因此,可通过并行服务器进一步降低计算负担。

4.4 数据集的价值评估

一旦采用自适应ADMM与近端雅可比ADMM嵌套的双层分布式优化框架获得IPGS调度问题的全局最优解,即可对数据集的价值进行评估。由于多源分布鲁棒优化调度模型显式考虑了数据质量信息,可基于包络定理求得每个数据集的边际价值,如式(55)所示。

$$\frac{\partial L}{\partial \rho_{i,j}^w} = \lambda_{i,j}^o + \psi_i \lambda_{i,j}^c \quad j=1, 2, \dots, W; t=1, 2, \dots, T \quad (55)$$

式中: L 为IPGS调度问题的拉格朗日函数; $\lambda_{i,j}^o$ 、 $\lambda_{i,j}^c$ 分别为目标函数、联合机会约束随数据质量变化的边际量; ψ_i 为满足联合机会约束的边际成本。式(55)表示风电场数据集的边际价值,包含数据质量对目标函数的直接影响以及数据质量通过联合机会约束产生的间接影响2个部分,这是因为风电出力不确定性同时影响调度成本与运行约束。

5 算例分析

5.1 算例设置

本文以由24节点电力系统与48节点天然气系统构成的IPGS为算例进行测试验证,系统结构示意图如附录D图D1所示。在电力系统中,12台火电机组与6座风电场共同为电力负荷供电。电力系统与天然气系统通过3台燃气机组与4台电解槽实现耦合,电力系统中节点1、2、15处连接的燃气机组分别与天然气系统中的节点16、27、47相耦合;电力系统中节点9、13处连接的电解槽分别与天然气系统中的节点9、46相耦合,电力系统中节点12处连接的2台电解槽分别与天然气系统中的节点25、42相耦合。电解槽利用多余的风电进行电解水制氢,并将氢气按一定的比例掺入天然气网络,从而促进风电消纳。燃气机组则消耗天然气进行发电,以满足电力负荷需求。天然气系统包含11个气源与22个气负荷节点。天然气运营商通过灵活调控8条压缩机管道与2条阀门管道,确保各节点的气压维持在安

全的范围内,储氢罐则用于平衡系统中的氢气供需关系。基于MATLAB 2022b与YALMIP工具包编写算例程序,并采用Gurobi求解器求解,运行环境为Intel Core i7-8700 CPU@4.28 GHz,32 GB RAM。

算例分析首先验证多源分布鲁棒优化的优越性,然后验证天然气网络风险规避模型的优越性及双层分布式算法的有效性。

5.2 多源分布鲁棒优化的有效性测试

设定风电场的装机容量为250 MW,预测出力范围为110~179 MW,基于上述信息可构建风电出力预测误差分布的支撑集。单座风电场的数据集包含50个样本,用于估计风电出力预测误差的概率分布。通过调整数据质量参数 ρ_j^w 以模拟数据集质量的变化,分析不同数据质量对调度结果的影响。此外,另选取1000个独立历史数据样本作为测试样本,用于测试样本外经验联合机会约束违反概率(empirical joint violation probability, EJVP)。

不同的数据质量 ρ_j^w 取值下电力系统的调度成本如图2所示。 ρ_j^w 取值越小,表明多源模糊集中包含的概率分布越少,数据集的质量越高。

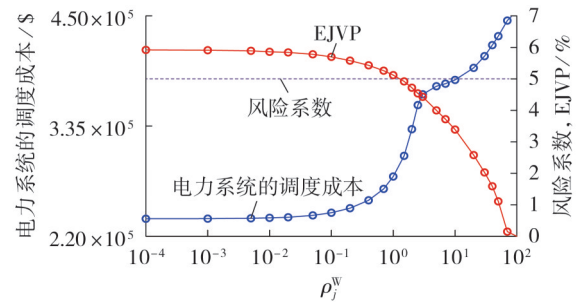


图2 不同的 ρ_j^w 取值下电力系统的调度成本

Fig.2 Scheduling cost of power system under different values of ρ_j^w

由图2可知,随着数据质量的提升,电力系统的调度成本逐渐降低,这与预期结果相符,原因在于:高质量数据集对应更小的模糊集,从而能更准确地估计风电出力预测误差的分布,使电力运营商调度更少的旋转备用容量来降低运行成本;相反地,低质量数据集使得联合概率分布更容易得到满足,此时电力运营商倾向于储备更多的旋转备用容量,以应对潜在的预测误差。在极端的情况下,若假设数据集中包含风电出力预测误差分布的全部信息,即 $\rho_j^w=0$,则EJVP将超出设定的风险水平。这是因为有限样本的数据集不可避免地会引入逼近误差,使得上述假设不成立,进而导致次优调度结果。

数据质量对调度决策的影响如图3所示。由图可知,随着数据质量降低,总向上、向下旋转备用容量逐渐增加,这是因为低质量数据集中仅包含有限的有效信息,模糊集因此可能包含无效分布,进而导

致调度结果趋于保守。因此,在数据不可靠的情况下,电力运营商需要在日前阶段调度更多的旋转备用容量。此外,当数据质量超过某一阈值(例如 $\rho_j^w \geq 1$)时,总旋转备用容量趋于稳定。这一现象表明,旋转备用容量的机会约束已转化为对支撑集内所有概率分布均成立的鲁棒约束。在该情况下,数据集已不再包含关于风电出力预测误差分布的任何有效信息。

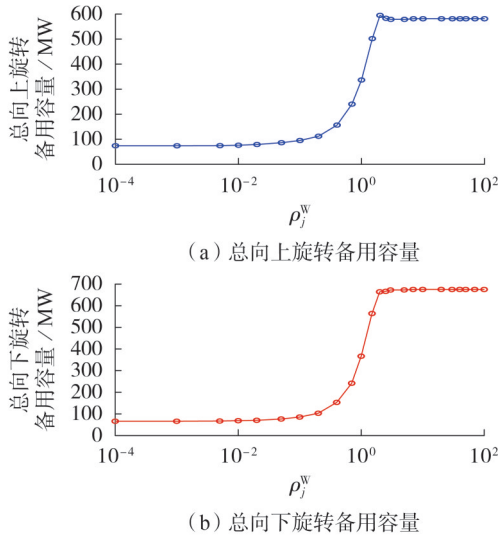


图3 不同的 ρ_j^w 取值下的总向上、向下旋转备用容量
Fig.3 Total upward and downward reserve capacity under different values of ρ_j^w

最后,本文进一步分析了不同数据质量条件下数据集的边际价值,结果如表1所示。为了简便起见,本文仅选取风电场4与风电场5作为研究对象;且省略变量下标中的 t 。显然,随着数据质量降低,数据集的边际价值 $\partial L/\partial \rho_4^w$ 、 $\partial L/\partial \rho_5^w$ 逐渐减小,这是因为高质量数据集通常会带来更优秀的性能表现,这一结论在图2与图3中也得到了验证。具体而言,目标函数的边际量 λ_4^c 、 λ_5^c 与联合机会约束的边际量 λ_4^c 、 λ_5^c 通常都会随着数据质量的降低而减小。当数据质量降低至某一临界值(如 $\rho_j^w \geq 1$)时, λ_4^c 、 λ_5^c 减小为0,表明数据集已无法为联合机会约束提供有效的信息,这一趋势与图3中旋转备用容量的变化保持一致。此外,由表1可知,当数据质量进一步降低(如 $\rho_j^w = 100$)时,数据集的价值将完全消失。

表1 数据集的价值评估结果

Table 1 Value assessment result of dataset

ρ_j^w	λ_4^c	λ_5^c	λ_4^c	λ_5^c	$\psi / (\text{S} \cdot \text{MW}^{-1})$	$\partial L/\partial \rho_4^w$	$\partial L/\partial \rho_5^w$
0.01	17.63	15.75	0.23	0.33	5408.4	1252.00	1790.70
0.1	12.69	17.62	0.18	0.17	5300.4	1018.20	920.40
1	14.84	13.52	0.12	0.07	7937.2	1301.40	844.30
10	6.48	6.49	0	0	19977.0	6.48	6.49
100	0	0	0	0	19385.0	0	0

5.3 天然气网络风险规避模型的有效性测试

天然气网络为风电消纳提供了另一种有效的途径。独立调度、电-气系统协同调度下的风电弃电量对比如图4所示。由图可知,相较于独立调度模式,电-气系统协同调度模式下各时刻的风电弃电量均得到有效的减少。独立调度模式下的风电弃电量为1670.9 MW,协同调度模式下的风电弃电量为1542.1 MW,减少了128.8 MW,可见天然气网络在促进风电消纳方面起到了一定的作用。这主要是因为:电解槽、燃气机组等能量转化装置能够动态调整出力水平,以应对风电出力的不确定性。因此,天然气网络所具备的运行灵活性对促进风电消纳至关重要。此外,电解槽可将剩余的风电转化为氢气,有效缓解风电出力波动性。储氢罐则动态平衡氢气供需,进一步降低了IPGS的能量不平衡度。

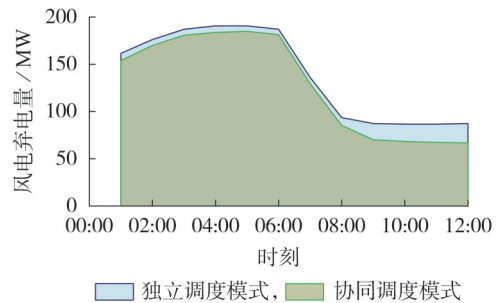


图4 不同调度模式下的风电弃电量
Fig.4 Wind power curtailment under different scheduling modes

储氢罐在多时间尺度下的动态过程如图5所示。由图可知,储氢罐内氢气的容量会随着风电出力与气负荷的变化而波动,在维持氢气供需平衡时发挥了关键的作用。此外,本文还将储氢罐内的气体压力控制在安全的运行范围内,保障了系统的运行安全性。

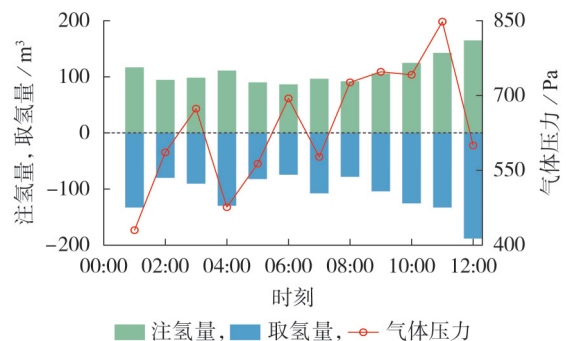


图5 储氢罐的动态过程结果

Fig.5 Dynamic process results of hydrogen storage tank

天然气网络在灵活性支撑能力与风险管控需求之间的平衡结果如表2所示。由表可知,恰当的惩罚系数取值能够在天然气网络运行灵活性与风险管控需求之间建立有效的平衡,惩罚系数取值直接且

表2 天然气网络风险规避模型的测试结果

Table 2 Test results of risk-aversion model for natural gas network

惩罚系数	调度成本 / \$	弃风率 / %	气压波动 / kPa	管流流量波动 / m ³	压缩机管道调节率 / kPa	阀门管道调节率 / kPa
0.01	1.0283×10 ⁶	8.42	13.122	1.0903×10 ⁴	10.065	3.650
0.1	1.0305×10 ⁶	8.45	12.878	1.0753×10 ⁴	10.034	3.652
1	1.0503×10 ⁶	8.46	10.543	9.8290×10 ³	10.593	3.669
10	1.1861×10 ⁶	8.49	5.499	8.8170×10 ³	16.934	3.675
100	2.4209×10 ⁶	8.55	5.480	8.0220×10 ³	16.778	3.748

精确地反映了对管网状态变量波动的容忍程度^[28]。设置较大的惩罚系数取值,意味着天然气运营商将调动更多的资源(如压缩机、阀门等)以抑制波动,从而强化风险管控。同时,惩罚系数也间接体现了系统灵活性的分配:当惩罚系数取值增大时,系统为追求安全稳定而牺牲部分调节能力,导致其促进风电消纳的灵活性降低。随着节点气压和天然气管道流量标准差惩罚系数的增大,调度成本相应增大。此时,天然气运营商倾向于优先调度更多的压控管道,以满足节点气压与管道流量约束,如表2中所示,压缩机管道与阀门管道的调节率同步得到提升。此外,过于强调网络状态控制会导致更高的弃风率。在极端情形下,风电弃电量可达到23.4 MW。尽管如此,在较大的惩罚系数取值下,网络状态变量的波动明显减小。例如,当惩罚系数取值从0.01增大至100时,节点气压标准差下降了58.16%。需要指出的是,当惩罚系数增大至100以上时,弃风率、管道调节率等指标趋于稳定,表明此时天然气运营商已将资源完全倾向于风险管控,系统灵活性资源已被最大化调用。惩罚系数本质上是在风险水平与灵活性供给这一对矛盾指标之间进行权衡的杠杆。惩罚系数取值直接表征了风险管控力度,并间接影响灵活性水平。惩罚系数取值的变化会导致二者此消彼长,但其影响是明确且可预测的。总而言之,天然气运营商可通过动态调整惩罚系数,在灵活性支撑能力与风险管控需求之间实现平衡。较小的惩罚系数有利于风电消纳,而较大的惩罚系数有助于稳定网络状态变量的波动。

5.4 双层分布式算法的有效性测试

本节主要对比本文所提双层分布式算法、集中式算法与ADMM的性能,具体结果见附录E。通过对比分析可知:本文所提双层分布式算法在计算时间与收敛速度方面明显优于ADMM,这验证了动态更新惩罚因子与挖掘电力系统调度子问题结构特性的优越性;同时,相较于集中式算法,本文所提双层分布式算法有效保护了不同运营主体的数据隐私。

6 结论

针对IPGS的调度决策问题,本文提出了一种计及灵活性挖掘的IPGS多源分布鲁棒优化调度模型与高效的分布式求解框架,所得主要结论如下。

1)在风电不确定性建模方面,本文所采用的多源分布鲁棒优化能够考虑数据集质量对调度结果的影响,并有效评估风电数据集的边际价值。数据集质量越高,则运行成本越小,数据集的边际价值越大。

2)在IPGS模型方面,挖掘天然气网络运行灵活性有助于促进风电消纳,与独立调度模式相比,电-气系统协同调度模式能将风电弃电率降低7.71%。本文所构建的天然气网络的风险规避模型能够在灵活性供给与网络状态控制之间实现良好的平衡。

3)在求解算法方面,本文所提双层分布式算法充分利用调度问题的结构特性,能够在极少的迭代次数内收敛至全局最优解,展现出显著的优越性。与ADMM相比,本文所提双层分布式算法的迭代次数减少了60%,求解时间缩短了63.7%。

未来笔者将从以下2个方面继续深入探索研究:①本文模型的转化过程中引入了大量的辅助变量,这会一定程度上影响求解效率,未来将探索如Fourier-Motzkin消元法等数学工具,对转化后的模型进行预投影,从而有效消除辅助变量;②未来可将更多元化的灵活性资源(如城市区域供热系统、虚拟电厂、分布式能源聚合商等)纳入统一的建模框架,更全面地挖掘不同能源系统的耦合互补潜力。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 姜婷玉,陶劲宇,李亚平,等. 面向新型电力系统电力平衡的负荷响应管理综述[J]. 电力自动化设备,2025,45(2):11-23.
JIANG Tingyu,TAO Jinyu,LI Yaping, et al. Review of load response management for power balance in new power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2025,45(2):11-23.
- [2] 王敬尧,王程,许康平,等. 基于气网动态精细化建模的区域电-气综合能源系统机会约束最优潮流计算[J]. 电力自动化设备,2023,43(3):12-19.
WANG Jingyao,WANG Cheng,XU Kangping, et al. Chance-constrained optimal energy flow calculation for regional integrated electricity-gas system based on accurate gas network dynamic modeling[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023,43(3):12-19.
- [3] ROALD L A,POZO D,PAPAVASILIOU A, et al. Power systems optimization under uncertainty: a review of methods and applications[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 214: 108725.
- [4] 张磊,娄世元,叶婧,等. 计及电氢运输耦合的海上风电场检

- 修-运行协同鲁棒优化策略[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(12): 218-227.
- ZHANG Lei, LOU Shiyuan, YE Jing, et al. Maintenance-operation collaborative robust optimization strategy for offshore wind farms considering electricity-hydrogen transport coupling [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2025, 45(12): 218-227.
- [5] 丁然, 李寅晓, 姚一鸣, 等. 考虑输电线路动态增容技术的鲁棒机组组合[J]. 电力自动化设备, 2026, 46(1): 217-224.
- DING Ran, LI Yinxiao, YAO Yiming, et al. Robust unit commitment considering dynamic capacity expansion technology of transmission lines [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2026, 46(1): 217-224.
- [6] ZHANG Rufeng, CHEN Yan, LI Zhengmao, et al. Two-stage robust operation of electricity-gas-heat integrated multi-energy microgrids considering heterogeneous uncertainties [J]. *Applied Energy*, 2024, 371: 123690.
- [7] ZHAI Junyi, JIANG Yunning, LI Jianing, et al. Distributed adjustable robust optimal power-gas flow considering wind power uncertainty [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 139: 107963.
- [8] CHEN Sheng, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. Stochastic look-ahead dispatch for coupled electricity and natural-gas networks [J]. *Electric Power Systems Research*, 2018, 164: 159-166.
- [9] ZHAO Yuehao, LI Zhiyi, JU Ping, et al. Data-driven chance-constrained dispatch for integrated power and natural gas systems considering wind power prediction errors [J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2023, 17(12): 2846-2860.
- [10] 崔杨, 付大志, 王硕, 等. 考虑始末库容可调范围的抽水蓄能电站容量两阶段配置方法 [J]. 电力自动化设备, 2025, 45(11): 72-79.
- CUI Yang, FU Dazhi, WANG Shuo, et al. Two-stage capacity configuration method of pumped storage power station considering adjustable range of initial and final reservoir capacity [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2025, 45(11): 72-79.
- [11] 葛鑫鑫, 路佳鑫, 王飞, 等. 现货市场上考虑绿电合约分解的EV型虚拟电厂优化投标模型 [J]. 电力系统自动化, 2025, 49(20): 84-93.
- GE Xinxin, LU Jiabin, WANG Fei, et al. Optimal bidding model for electric vehicle virtual power plant considering green electricity contract decomposition in spot market [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2025, 49(20): 84-93.
- [12] 何川, 周游, 刘绚, 等. 考虑显式可靠性约束与燃气管存的气电联合配网分布鲁棒规划方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(10): 102-116.
- HE Chuan, ZHOU You, LIU Xuan, et al. Distributionally robust optimization planning for integrated electricity-gas distribution systems considering explicit reliability constraints and natural gas linepack [J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(10): 102-116.
- [13] 马欣梅, 李晓露, 柳劲松, 等. 基于移动储能与配电网协同的低碳鲁棒优化运行策略 [J]. 智慧电力, 2025, 53(8): 20-28.
- MA Xinmei, LI Xiaolu, LIU Jinsong, et al. Low-carbon robust optimization strategy for coordinated operation of mobile energy storage and distribution networks [J]. *Smart Power*, 2025, 53(8): 20-28.
- [14] YANG Lun, XU Yinliang, ZHOU Jianguo, et al. Distributionally robust frequency constrained scheduling for an integrated electricity-gas system [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2022, 13(4): 2730-2743.
- [15] SHEN Yi, ZHAI Junyi, KANG Zhongjian, et al. Distributionally robust chance-constrained energy management for island DC microgrid with offshore wind power hydrogen production [J]. *Energy*, 2025, 316: 134570.
- [16] MIETH R, MORALES J M, POOR H V. Data valuation from data-driven optimization [J]. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 2025, 12(1): 954-966.
- [17] RAHELI E, WERNER Y, KAZEMPOUR J. Flexibility of integrated power and gas systems: gas flow modeling and solution choices matter [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2025, 40(3): 2130-2142.
- [18] RATHA A, SCHWELE A, KAZEMPOUR J, et al. Affine policies for flexibility provision by natural gas networks to power systems [J]. *Electric Power Systems Research*, 2020, 189: 106565.
- [19] LI Hengyi, QIN Boyu, WANG Shihan, et al. Aggregate power flexibility of multi-energy systems supported by dynamic networks [J]. *Applied Energy*, 2025, 377: 124565.
- [20] QIU Yue, ZHOU Suyang, GU Wei, et al. Network modeling and operation optimization of electricity-HCNG-integrated energy system [J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2023, 9(4): 1251-1265.
- [21] JIANG Yunpeng, REN Zhouyang, DONG Zhaoyang, et al. An optimal dispatch method of integrated electricity and gas systems incorporating hydrogen injection flexibility [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2024, 155: 109662.
- [22] SAEDI I, MHANNA S, MANCARELLA P. Integrated electricity and gas system modelling with hydrogen injections and gas composition tracking [J]. *Applied Energy*, 2021, 303: 117598.
- [23] CHEN Binbin, YIN Renpeng, YIN Guanxiong, et al. Decentralized optimal gas-power flow calculation via modified generalized benders decomposition [C] // 2020 IEEE 4th Conference on Energy Internet and Energy System Integration. Wuhan, China: IEEE, 2020: 1366-1370.
- [24] DUAN Jiandong, YANG Yao, LIU Fan. Distributed optimization of integrated electricity-natural gas distribution networks considering wind power uncertainties [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2022, 135: 107460.
- [25] CHEN Feixiong, CHEN Yuehao, DENG Hongjie, et al. Distributed robust operation of integrated energy system considering gas inertia and biogas-wind renewables [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 151: 109123.
- [26] LIU Fan, DUAN Jiandong, WU Chen, et al. Risk-averse distributed optimization for integrated electricity-gas systems considering uncertainties of wind-PV and power-to-gas [J]. *Renewable Energy*, 2024, 227: 120358.
- [27] MOHAJERIN ESFAHANI P, KUHN D. Data-driven distributionally robust optimization using the Wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations [J]. *Mathematical Programming*, 2018, 171(1/2): 115-166.
- [28] DVORKIN V, MALLAPRAGADA D, BOTTERUD A, et al. Multi-stage linear decision rules for stochastic control of natural gas networks with linepack [J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 212: 108388.
- [29] XIE W J, AHMED S. Distributionally robust chance constrained optimal power flow with renewables: a conic reformulation [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(2): 1860-1867.
- [30] TANG T Y, TOH K C. Self-adaptive ADMM for semi-strongly convex problems [J]. *Mathematical Programming Computation*, 2024, 16(1): 113-150.
- [31] DENG W, LAI M J, PENG Z M, et al. Parallel multi-block ADMM with $o(1/k)$ convergence [J]. *Journal of Scientific Computing*, 2017, 71(2): 712-736.

作者简介:

李杰(1996—),男,博士研究生,主要研究方向为综合能源系统优化运行(**E-mail**:lj19960420@stu.xjtu.edu.cn);

王秀丽(1961—),女,教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力系统规划及可靠性、电力市场(**E-mail**:xiuliw@mail.

xjtu.edu.cn);

王锡凡(1936—),男,中国科学院院士,教授,博士生导师,IEEE Life Fellow,主要研究方向为电力系统分析、电力系统可靠性(**E-mail**:xfwang@mail.xjtu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Multi-source distributionally robust optimal scheduling of integrated power and gas system considering flexibility mining

LI Jie¹, WANG Xiuli¹, WANG Xifan¹, WEI Fengting¹, ZHANG Xiaosheng²

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710000, China;

2. Power Dispatching Control Center of China Southern Power Grid, Guangzhou 510000, China)

Abstract: Uncovering the operational flexibility of natural gas network and measuring the quality of uncertainty modeling for renewable energy are two difficulties in the scheduling of integrated power and gas system (IPGS). For this purpose, a multi-source distributionally robust optimal scheduling model of IPGS considering flexibility mining is proposed. To address the limitation of data-driven methods that overlook data quality when estimating probability distributions, a multi-source distributionally robust optimization model is proposed to quantify the quality of historical wind power output datasets. Utilizing surplus wind power for hydrogen production and hydrogen blending, a risk-aversion model for natural gas networks under random natural gas load conditions is constructed to balance the flexibility support capacity and risk management requirement. Based on the linear decision criterion, the constructed model is transformed into an easily solvable second-order cone programming model, and a two-layer distributed algorithm based on the alternating direction method of multipliers is designed to achieve distributed solving, taking both data privacy protection and the improvement of solving efficiency into account. The analysis results of case study show that the constructed model can effectively quantify the impact of data quality on the scheduling results and significantly reduce the curtailed wind power. The proposed algorithm can quickly obtain the global optimal solution with very few iterations.

Key words: integrated power and gas system; wind power uncertainty; flexibility; distributionally robust optimization; distributed algorithm